



# Introduction to Artificial Intelligence and Applications for Machine Learning in Energy Systems

Associate Prof. Dr. Somporn Sirisumrannukul

Department of Electrical and Computer Engineering, Faculty of Engineering

King Mongkut's University of Technology North Bangkok

IEEE Senior Member

---

**Dr. Praditpong Suksirithawornkul**

Director and Vice President, Hitachi Energy (Thailand) Limited

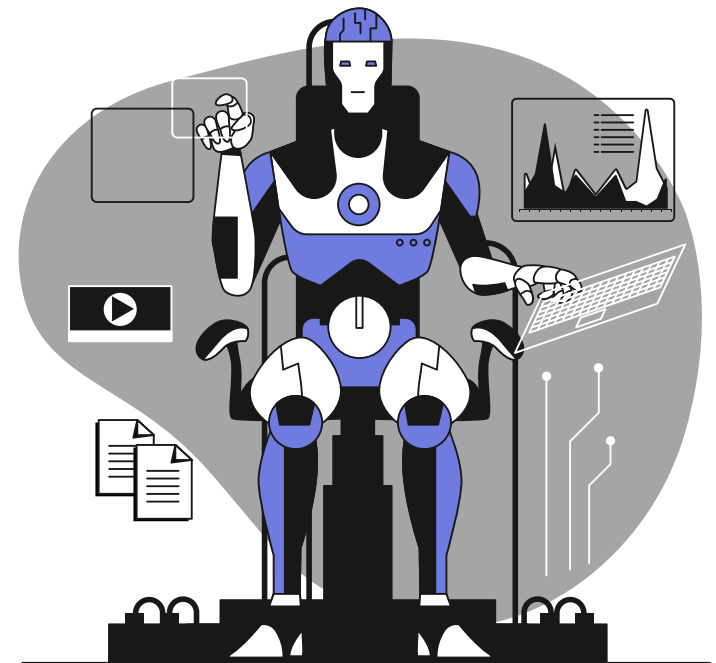
IEEE Senior Member, Cigre Member

Senior Professional Engineer, Council of Engineers

# Artificial Intelligence (AI): Present and Future



- ปัญญาประดิษฐ์ (AI): ปัจจุบันและอนาคต



# Table of contents

01

## Section

บทนำเกี่ยวกับ AI

02

## Section

เทคโนโลยีพื้นฐานและโมเดล AI

03

## Section

ตัวอย่าง AI ในชีวิตประจำวัน

04

## Section

ความท้าทายของ AI

05

## Section

อนาคตของ AI

06

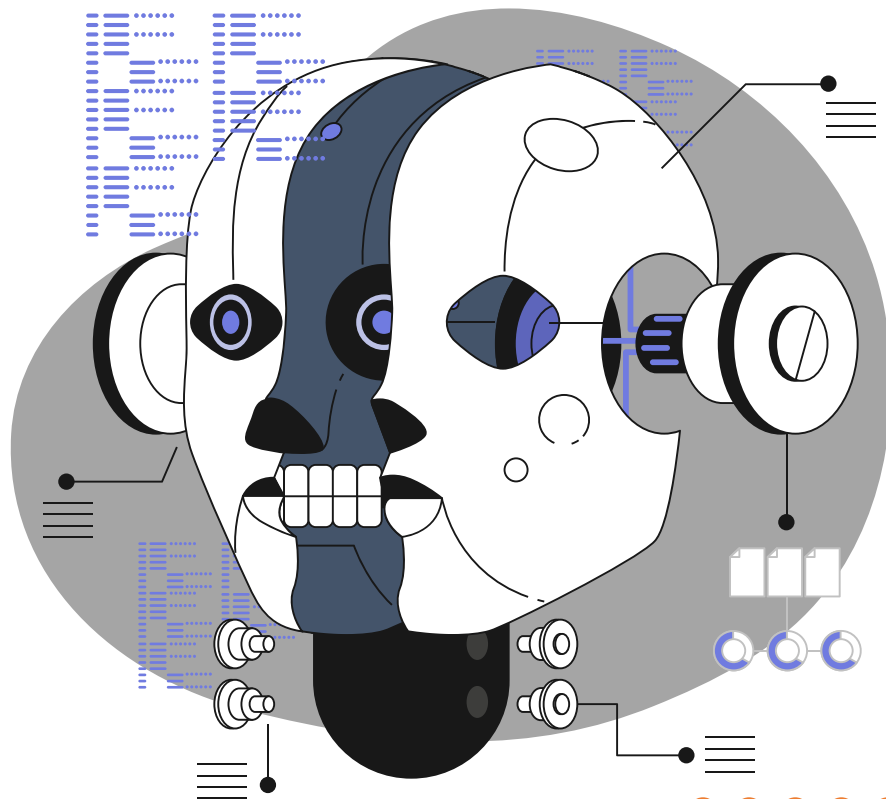
## Section

ตัวอย่างและกรณีศึกษา

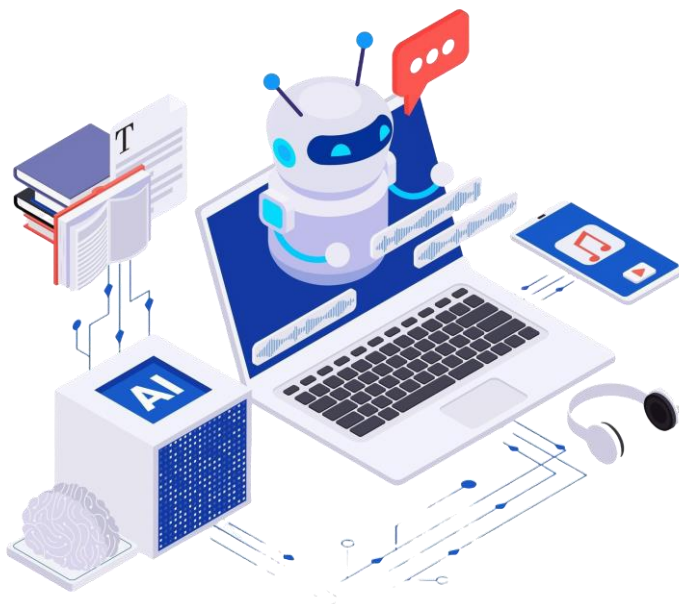


# 01

## บทนำเกี่ยวกับ AI



# 01 ทำความเข้าใจ AI คืออะไร



ปัญญาประดิษฐ์ หรือ AI ย่อมาจาก Artificial Intelligence คือ โปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่มีฟังก์ชันที่สามารถทำงานได้เหมือนกับมนุษย์ และสามารถเลียนแบบการทำกิจกรรมของมนุษย์ได้ เช่น การเรียนรู้ การวางแผน และการแก้ไขปัญหาต่างๆ เป็นตัวช่วยมนุษย์ในการคิด ซึ่งจะเน้นไปในเรื่องของการประมวลผล และวิเคราะห์ข้อมูลต่างๆ เพราะ AI สามารถทำงานได้รวดเร็วกว่าสมองของมนุษย์ แต่ในขณะเดียวกัน AI ยังไม่สามารถทำหน้าที่ที่ต้องใช้ประสาทสัมผัสได้



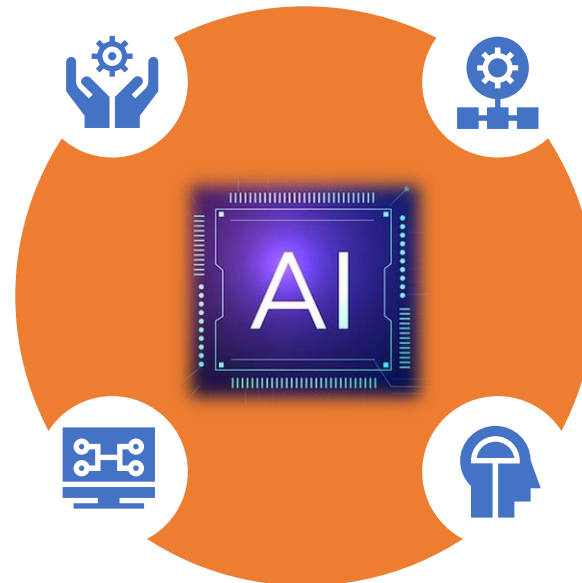
# 01 องค์ประกอบหลัก 4 อย่างของ AI

## Data

ยิ่งได้รับข้อมูลที่มีคุณภาพและปริมาณมากก็จะมีประสิทธิภาพเรียนรู้และพัฒนาตนเองได้ดียิ่งขึ้น

## Computational Power

หน่วยประมวลผลกลาง (CPU) และหน่วยประมวลผลกราฟิก (GPU) เป็นอุปกรณ์สำคัญในการให้กำลังประมวลผลให้แก่ AI







## Algorithms

อัลกอริทึมคือชุดคำสั่งที่บอกให้ AI ทำงานอย่างไร ซึ่งมีอยู่หลากหลายประเภท

## Human

แม้ว่า AI จะมีความสามารถในการเรียนรู้และพัฒนาตนเองได้ แต่ก็ยังคงต้องการมนุษย์เข้ามาเกี่ยวข้องในทุกขั้นตอน

# 01 พัฒนาการของ AI ในแต่ละยุค

1950's	 <b>Artificial intelligence (AI)</b> <i>Human intelligence exhibited by machines</i>
1980's	 <b>Machine learning</b> <i>AI systems that learn from historical data</i>
2010's	 <b>Deep learning</b> <i>Machine learning models that mimic human brain function</i>
2020's	 <b>Generative AI (Gen AI)</b> <i>Deep learning models (foundation models) that create original content</i>

# 01 ประเภทของ AI (ตามระดับความสามารถและวิธีการทำงาน)



## Narrow AI / Weak AI

เป็น AI ที่ถูกออกแบบมาเพื่อทำงานเฉพาะอย่าง เช่น ระบบแนะนำสินค้าบนเว็บไซต์ โปรแกรมแปลภาษา หรือรถยนต์ขับเคลื่อนอัตโนมัติ โดย AI ประเภทนี้สามารถพบเห็นได้ทั่วไปในปัจจุบัน



## General AI / Strong AI

เป็น AI ที่มีความสามารถในการเรียนรู้และทำความเข้าใจทุกสิ่งได้เหมือนกับมนุษย์ สามารถแก้ปัญหาที่ซับซ้อนและคิดสร้างสรรค์ได้ แต่ปัจจุบันยังไม่มีใครสามารถพัฒนา AI ประเภทนี้ได้สำเร็จ



## Superintelligence AI

เป็น AI ที่มีความฉลาดเหนือมนุษย์ในทุกด้าน สามารถแก้ปัญหาที่มนุษย์ไม่สามารถแก้ไขได้ และอาจเป็นภัยคุกคามต่อการดำรงอยู่ของมนุษย์ในอนาคต



# 01 การทำงานของ AI เบื้องต้น

AI ทำงานโดยอาศัยข้อมูลจำนวนมากในการเรียนรู้และพัฒนาตนเอง กระบวนการเรียนรู้สามารถแบ่งออกได้เป็น 2 ประเภทหลัก คือ

## Machine Learning

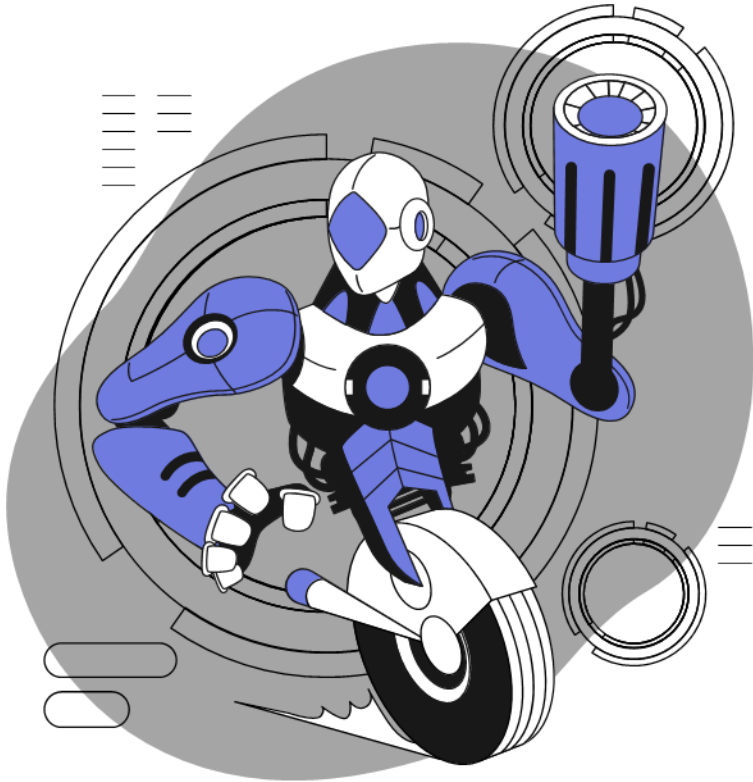
เป็นกระบวนการที่ AI เรียนรู้จากข้อมูลโดยอัตโนมัติ ที่ไม่ต้องมีการเขียนโปรแกรมโดยตรง โดย AI จะค้นหารูปแบบและความสัมพันธ์ในข้อมูล เพื่อนำมาใช้ในการทำนายผลลัพธ์ในอนาคต



## Deep Learning

เป็นสาขาหนึ่งของ Machine Learning ที่ใช้โครงข่าย Neural Network ในการเรียนรู้ข้อมูลที่มีความซับซ้อน เช่น ภาพ เสียง และข้อความ นอกจากนี้ Deep Learning ยังทำให้ AI มีความสามารถในการเรียนรู้ภาษาได้ตามธรรมชาติ รวมถึงการจดจำภาพ และแปลภาษาได้อย่างแม่นยำ





02

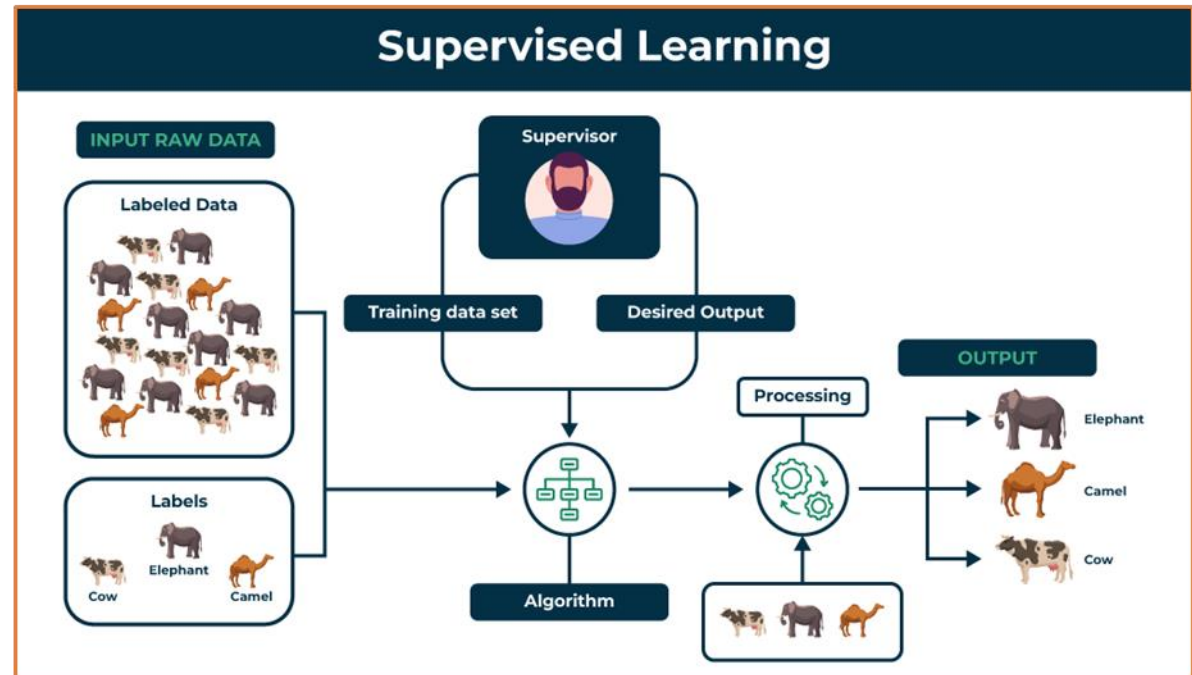
# เทคโนโลยีพื้นฐานและ โมเดล AI

# 02 Machine Learning และประเภทการเรียนรู้

Machine Learning (ML) สามารถแบ่งออกเป็น 3 ประเภท ดังนี้

1. การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning)

การทำให้คอมพิวเตอร์หาคำตอบของปัญหาได้ด้วยตนเอง หลังจากป้อนชุดข้อมูลตัวอย่างเข้าไป จากนั้นคอมพิวเตอร์ก็จะนำข้อมูลนั้นไปประมวลผลหรือจัดหมวดหมู่ (Classification) เพื่อให้คอมพิวเตอร์สามารถแยกออกได้ว่าข้อมูลนั้นๆ คืออะไร

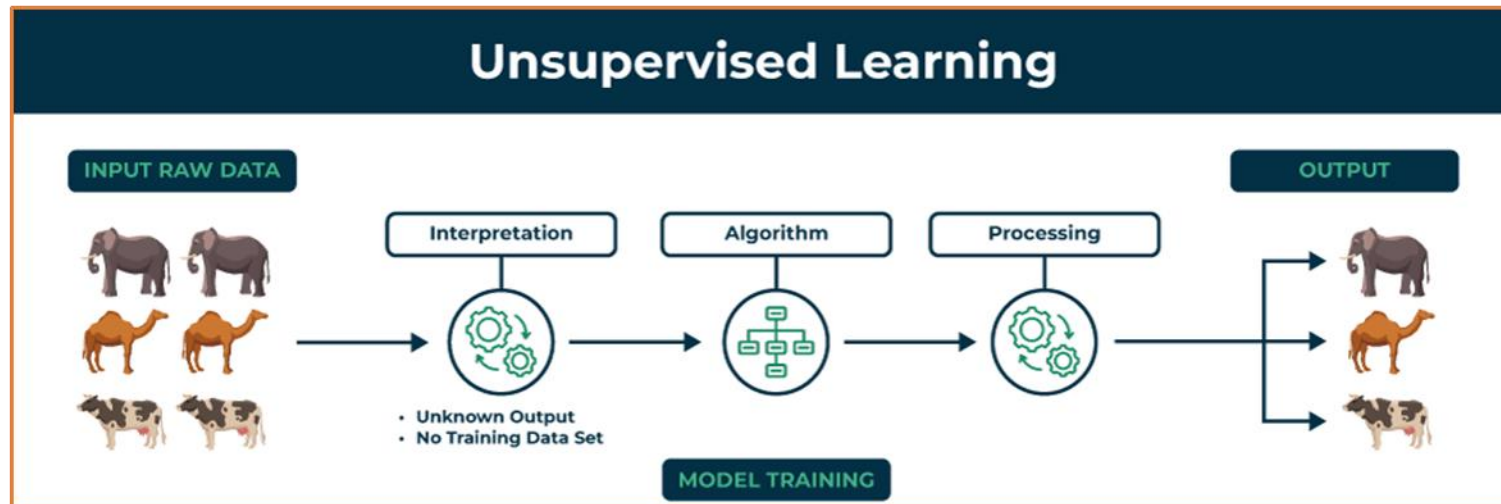


# 02 Machine Learning และประเภทการเรียนรู้

Machine Learning (ML) สามารถแบ่งออกเป็น 3 ประเภท ดังนี้ (ต่อ)

2. การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning)

การทำให้เครื่องจักรนั้นสามารถเรียนรู้ได้ด้วยตนเอง โดยมนุษย์จะเป็นผู้ใส่ข้อมูลต่างๆ เข้าไป หลังจากนั้นก็กำหนดสิ่งที่ต้องการจากข้อมูล จะทำให้เครื่องจักรวิเคราะห์ และสามารถสร้างแบบแผนจากข้อมูลที่ได้รับมา



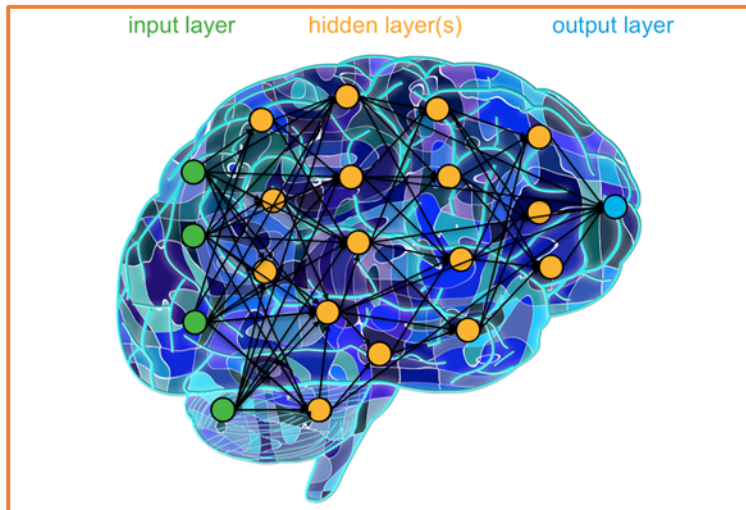
## 02 Machine Learning และประเภทการเรียนรู้



Machine Learning (ML) สามารถแบ่งออกเป็น 3 ประเภท ดังนี้ (ต่อ)

3. การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง (Reinforcement Learning)  
 วิธีการเรียนรู้ที่ใช้การเรียนรู้จากการปฏิสัมพันธ์ (Interaction) ระหว่างผู้เรียน (Agent) กับสิ่งแวดล้อม (Environment) โดยการกำหนดเงื่อนไขบางอย่างให้กับคอมพิวเตอร์ และทำให้คอมพิวเตอร์ทำตามเงื่อนไขนั้นให้ได้

## 02 Neural Networks

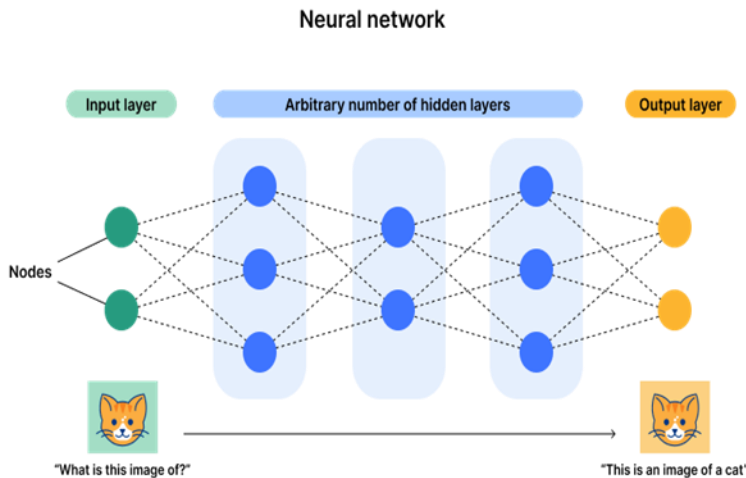


### Neural Networks คืออะไร

เป็นวิธีหนึ่งใน AI ที่สอนคอมพิวเตอร์ให้ประมวลผลข้อมูลในลักษณะที่อ้างอิงมาจากสมองมนุษย์ ซึ่งเป็นกระบวนการ Machine Learning ประเภทหนึ่งที่เรียกว่า Deep Learning ซึ่งใช้โหนดหรือนิวรอนที่เชื่อมต่อถึงกันในโครงสร้างแบ่งชั้นที่คล้ายกับสมองมนุษย์ ทำให้เกิดระบบปรับตัวที่คอมพิวเตอร์ใช้ในการเรียนรู้จากความผิดพลาดและปรับปรุงพัฒนาอย่างต่อเนื่อง ดังนั้น Artificial Neural Networks จึงพยายามแก้ปัญหาที่ซับซ้อนได้อย่างแม่นยำยิ่งขึ้น เช่น การสรุปเอกสารหรือการจดจำใบหน้า



# 02 Deep Learning



## หลักการทํางานของ Deep Learning แบบง่ายๆ

Deep Learning ทํางานคล้ายกับ สมองของมนุษย์ โดยใช้ โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Networks) ที่มีหลายชั้น เมื่อใส่ข้อมูลเข้าไป เช่น รูปภาพ หรือเสียง ข้อมูลจะถูกประมวลผลผ่านแต่ละชั้น (Layer) ซึ่งแต่ละชั้นจะช่วยเรียนรู้คุณสมบัติที่ซับซ้อนขึ้นเรื่อย ๆ

ตัวอย่างง่ายๆ: ถ้าให้ AI ดูรูปแมว มันจะเริ่มจากการเรียนรู้พื้นฐาน เช่น เส้นขอบและสี จากนั้นแต่ละชั้นจะค่อยๆ เข้าใจลักษณะต่างๆ เช่น รูปร่าง หู ตา และสุดท้ายระบุได้ว่า "นี่คือแมว"


## 02 ตัวอย่างโมเดล AI ยอดนิยม

GPT  ChatGPT

Generative Pre-trained Transformer  
โมเดลประมวลผลภาษา สร้างข้อความ  
ตอบโต้ได้อย่างชาญฉลาด เช่น ChatGPT

YOLO 

You Only Look Once  
โมเดลตรวจจับวัตถุแบบเรียลไทม์ ใช้กับ  
กล้องวงจรปิดหรือรถยนต์ไร้คนขับ

DALL·E  OpenAI

โมเดลสร้างภาพจากข้อความ สามารถ  
แปลงคำสั่งเป็นภาพได้อย่างมีศิลปะ

BERT 

Bidirectional Encoder  
Representations from Transformers  
โมเดลสำหรับเข้าใจบริบทของข้อความ ใช้  
ในการค้นหาและวิเคราะห์ข้อมูล

ResNet

Residual Network  
โมเดลสำหรับการจำแนกรูปภาพ ช่วยให้  
AI รู้จักสิ่งต่างๆ ในภาพได้อย่างแม่นยำ



## 02 ตัวอย่างการประยุกต์ใช้ AI ในงานด้านต่างๆ



### การแพทย์

ในทางการแพทย์ สามารถนำ Machine learning เข้ามาใช้งานในด้านต่างๆ ได้ อย่างเช่น ใช้ในการวินิจฉัย ใช้ในการประเมินสุขภาพ หรืออาจจะนำมาใช้กับการวิจัยทางการแพทย์ต่างๆ เพื่อเพิ่มศักยภาพในการวิเคราะห์ข้อมูล



### การขนส่ง

ในการขนส่งสามารถนำ AI Deep Learning เข้ามาใช้งานในเรื่องของการประเมินยานพาหนะ เพื่อใช้ในการขนส่ง หรือการทำระบบขับขี่ยานพาหนะแบบไร้คนขับ



### การสื่อสาร

Deep Learning สามารถนำมาใช้ในการสร้างการสื่อสารได้ อย่างเช่น การสร้างการโต้ตอบกับข้อมูลของผู้ใช้งานแบบอัตโนมัติ หรือการสร้างงานเขียนแนวบทความวิชาการหรือนิยาย โดยการเชื่อมโยงระหว่างคำที่มีอยู่ในฐานข้อมูล และนำคำที่เกี่ยวข้องมาสร้างเป็นประโยค



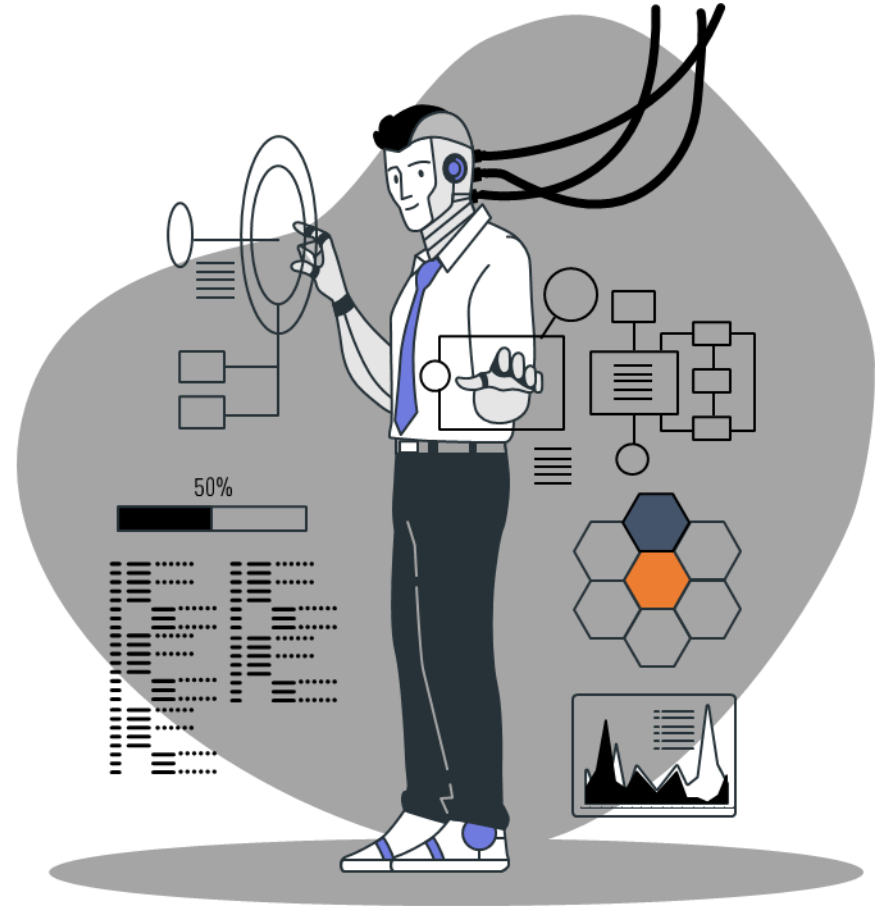
### การคำนวณปริมาณในการใช้พลังงาน

พลังงาน ถือเป็นสิ่งสำคัญที่ใช้ในการขับเคลื่อนของสิ่งต่างๆ ซึ่งสามารถนำ Deep Learning มาช่วยในการคาดการณ์ปริมาณของการใช้พลังงาน เพื่อใช้ในการคำนวณ อีกทั้งยังนำไปใช้สำหรับการพยากรณ์ ในการใช้พลังงานของประเทศในอนาคตได้ด้วย



# 03

## ตัวอย่าง AI ในชีวิตประจำวัน



## 03 AI กับผู้ช่วยส่วนตัว



### Google Assistant

ช่วยค้นหาข้อมูล สั่งงานบ้าน  
อัจฉริยะ ติดตามตารางเวลา



### Siri

ผู้ช่วยจาก Apple ที่ทำงานผ่าน  
iPhone iPad และ HomePod



### ChatGPT

แชทบอทอัจฉริยะที่เข้าใจและสร้าง  
ข้อความเพื่อตอบโต้ผู้ใช้

## 03 ระบบแนะนำสินค้าและเนื้อหา



อีคอมเมิร์ซ

ระบบแนะนำสินค้าตามประวัติการซื้อ (เช่น Amazon, Lazada)



สตรีมมิ่ง

เสนอเนื้อหาที่เหมาะสมกับความสนใจ (เช่น Netflix, YouTube)



การตลาด

วิเคราะห์พฤติกรรมผู้ใช้และปรับแคมเปญโฆษณา

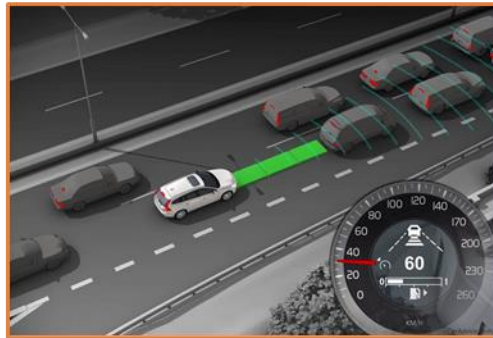


## 03 AI กับการขับเคลื่อนอัตโนมัติ



รถยนต์ไร้คนขับ

ใช้เซ็นเซอร์และ AI วิเคราะห์  
สภาพจราจร



ระบบช่วยขับขั้นสูง

เช่น Adaptive Cruise Control  
และการเบรกอัตโนมัติ



Tesla, Waymo

ตัวอย่างผู้พัฒนารถยนต์ขับเคลื่อน  
อัตโนมัติ





04

# ความท้าทายและความ เสี่ยงของของ AI



# 04 ความท้าทายด้านกฎหมายและความปลอดภัย



## Legal

ข้อกฎหมาย: ประเทศต่างๆ กำลังพัฒนาแนวทางและกฎหมายควบคุม AI เช่น กฎหมายว่าด้วยข้อมูลส่วนบุคคล



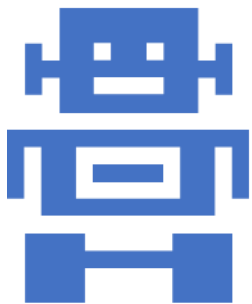
## Safety

ความปลอดภัย: AI ที่ทำงานผิดพลาด อาจสร้างอันตราย เช่น รถยนต์ไร้คนขับที่ทำให้เกิดอุบัติเหตุ



## Legal protection

การคุ้มครองทางกฎหมาย: ยังไม่มีกรอบกฎหมายชัดเจนเกี่ยวกับการรับผิดชอบเมื่อ AI ทำงานผิดพลาด



# 04 ความเสี่ยงของ AI



## Privacy

ความเป็นส่วนตัว: AI รวบรวมข้อมูลส่วนบุคคลจำนวนมาก ทำให้เกิดความเสียหายหากข้อมูลเหล่านี้รั่วไหลหรือถูกนำไปใช้ในทางที่ผิด



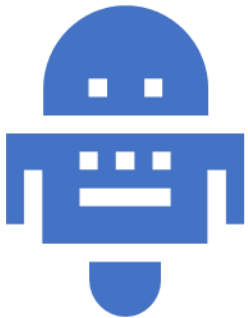
## Deepfake

การใช้ AI สร้างภาพหรือวิดีโอปลอมที่ทำให้เข้าใจผิด



## Misinformation

ข้อมูลผิดพลาด: AI อาจสร้างข้อมูลปลอมหรือข้อมูลที่ไม่ถูกต้อง เช่น ข่าวปลอม หรือเนื้อหาที่ทำให้สับสน





## 04 บทบาทของมนุษย์กับ AI

### Human-in-the-loop



มนุษย์มีบทบาทในการควบคุมและตรวจสอบ AI เพื่อป้องกันข้อผิดพลาด

### Collaboration



การทำงานร่วมกัน: AI สามารถช่วยมนุษย์ตัดสินใจได้อย่างมีประสิทธิภาพ แต่ควรมีการตรวจสอบเพื่อป้องกันผลกระทบด้านลบ

### Case study



กรณีตัวอย่าง: การใช้ AI ในการวินิจฉัยโรค แต่ยังคงมีแพทย์ตรวจสอบผลอีกครั้งเพื่อความถูกต้อง

### Balancing



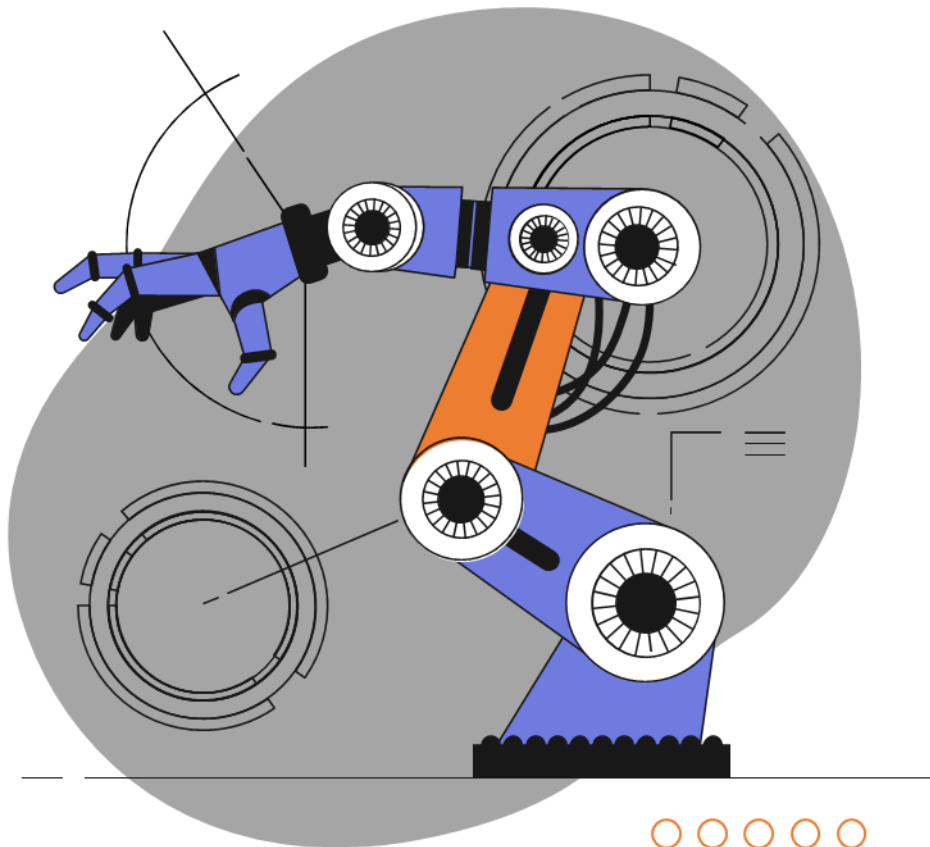
การรักษาสมดุล: มนุษย์ต้องรักษาบทบาทในการควบคุม AI เพื่อให้ระบบมีความน่าเชื่อถือและมีจริยธรรม



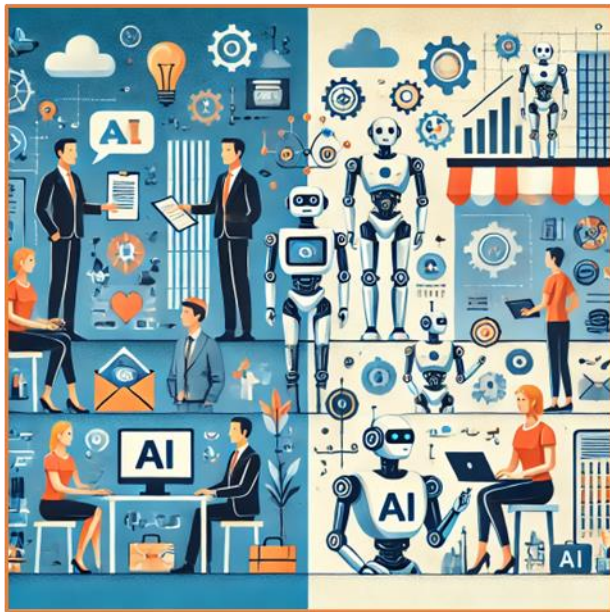


# 05

## อนาคตของ AI



# 05 อนาคตของ AI กับคนจะเป็นอย่างไร



\*\*\* ตัวอย่างภาพที่สร้างจาก Ai จากข้อความข้างต้น



ปัจจุบันเทคโนโลยีพัฒนาอย่างรวดเร็ว ทำให้ AI เริ่มเข้ามามีบทบาทมากขึ้น ทั้งในด้าน การบริการและการสื่อสาร ส่งผลให้หลายคนกังวลว่า AI อาจเข้ามาแทนที่การทำงานของมนุษย์ในอนาคต

ด้วยความสามารถของ AI ที่ช่วยให้หลายงานสามารถดำเนินการได้โดยไม่ต้องพึ่งพามนุษย์มากนัก AI จึงถูกนำมาใช้ในธุรกิจและอุตสาหกรรม ต่างๆ ที่เน้นการใช้เทคโนโลยี ส่งผลให้บางตำแหน่งงานเริ่มถูกแทนที่ด้วยระบบอัตโนมัติและ AI เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการทำงาน



# 05 ตัวอย่างอาชีพที่มีโอกาสถูก AI เข้ามาแทนที่



พนักงานบริการ



นักแปล



โปรแกรมเมอร์



คนขับรถ



นักออกแบบ



พนักงานบัญชี

## 05 ตัวอย่างอาชีพที่ AI ทำไม่ได้



นักสังคมสงเคราะห์



ผู้จัดการฝ่ายทรัพยากรบุคคล



บุคลากรทางการแพทย์



นักเขียน

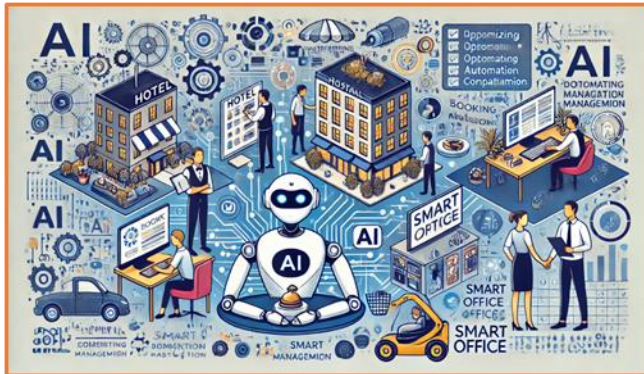


จิตรกร



งานฝีมือ

# 05 สรุปแล้ว AI จะมาแทนที่คนจริงไหม



\*\*\* ตัวอย่างภาพที่สร้างจาก Ai จากข้อความข้างต้น

AI เป็นเทคโนโลยีล้ำสมัย แต่ยังไม่สามารถแทนที่มนุษย์ได้อย่างสมบูรณ์ ทว่ามันกลับกลายเป็นผู้ช่วยสำคัญที่ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการทำงาน และทำให้งานสำเร็จได้อย่างรวดเร็วและแม่นยำมากขึ้น

ในหลายอุตสาหกรรม เช่น โรงแรม ร้านอาหาร และการจัดกิจกรรมต่างๆ AI ถูกนำมาใช้เพื่อปรับปรุงการให้บริการและลดความผิดพลาด ด้วยการช่วยจัดการข้อมูล จองห้องพัก หรือบริหารระบบลูกค้าสัมพันธ์อย่างอัตโนมัติ นอกจากนี้ การนำ AI มาปรับใช้ใน ออฟฟิศอัจฉริยะ ช่วยให้การรวบรวมและประมวลผลข้อมูลทำได้รวดเร็ว ลดภาระงานซ้ำๆ และเพิ่มเวลาให้กับการตัดสินใจเชิงกลยุทธ์มากขึ้น

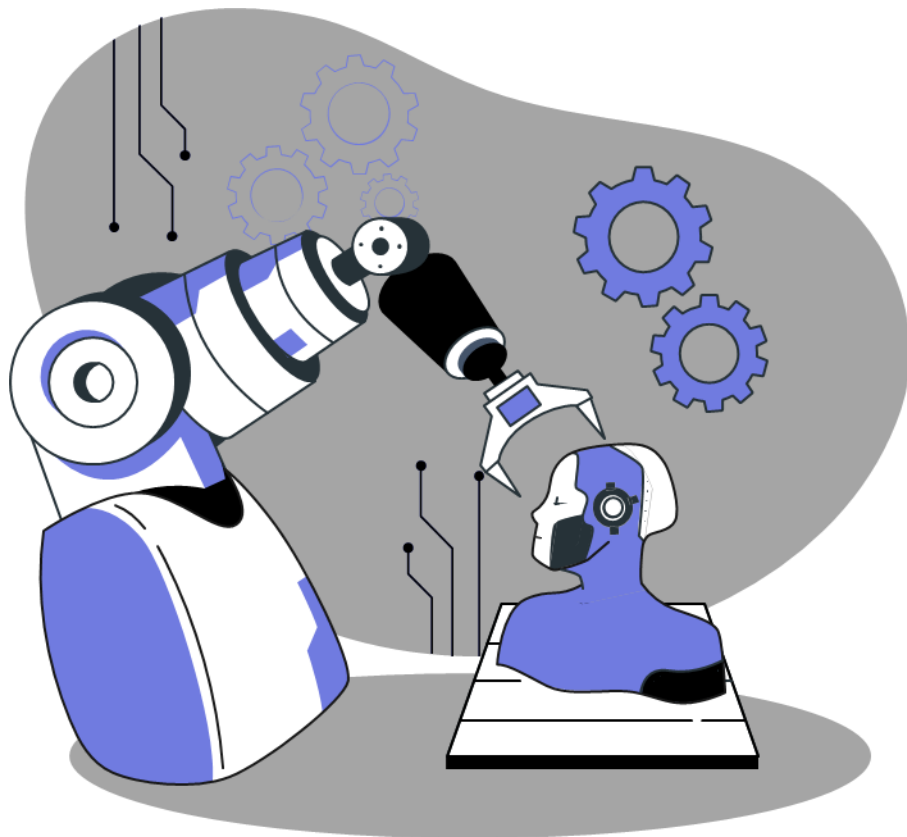
การใช้งาน AI ช่วยสร้างความได้เปรียบ เนื่องจากช่วยให้ธุรกิจปรับตัวได้อย่างคล่องตัว ประหยัดเวลาและทรัพยากร พร้อมทั้งรองรับการเติบโตในระยะยาว ดังนั้น องค์กรหรือบุคคลที่เริ่มใช้ AI ในการทำงานจะมีความพร้อมในการแข่งขันเหนือกว่าผู้ที่ยังไม่ใช้ AI อย่างแน่นอน

# 05 AI ในอนาคตจะเป็นอย่างไร

AI กำลังเข้ามามีบทบาทในหลายอุตสาหกรรม เช่น โรงงาน ธุรกิจบริการ และสำนักงานอัจฉริยะ ช่วยลดภาระงานซ้ำซ้อน เพิ่มความเร็ว และลดความผิดพลาด เช่น การตรวจสอบการผลิตแบบเรียลไทม์ และการจัดการข้อมูลอัตโนมัติ แม้ AI จะช่วยทดแทนงานบางส่วนได้ แต่ ยังไม่สามารถแทนมนุษย์ได้ทั้งหมด เพราะงานที่ต้องใช้ความคิดสร้างสรรค์และการตัดสินใจเชิงกลยุทธ์ยังคงต้องพึ่งพาทักษะมนุษย์ ดังนั้น AI จึงเป็นเครื่องมือสำคัญในการเสริมประสิทธิภาพ ให้คนสามารถโฟกัสกับงานที่ต้องใช้ทักษะมากขึ้น และสร้างความได้เปรียบในตลาดที่มีการแข่งขันสูง มนุษย์จึงต้องพัฒนาทักษะใหม่ เพื่อเติบโตไปพร้อมกับเทคโนโลยี AI และเชื่อมั่นเป็นผู้ช่วยในการสร้างโอกาสและความสำเร็จในอนาคต



\*\*\* ตัวอย่างภาพที่สร้างจาก Ai จากข้อความข้างต้น



06

# ตัวอย่างและ กรณีศึกษา





## 06 ตัวอย่าง AI ในการแพทย์

เทคโนโลยีทางการแพทย์มีความก้าวหน้าอย่างต่อเนื่อง ปัจจุบันได้มีการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligence; AI) มาใช้ในวงการแพทย์เพื่อให้แพทย์ทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น โรงพยาบาลบำรุงราษฎร์เป็นโรงพยาบาลเอกชนที่ได้นำเทคโนโลยี AI ที่ได้รับการรับรองจากองค์การอาหารและยาแห่งสหรัฐอเมริกาในปี 2564 มาใช้ในการช่วยรังสีแพทย์วินิจฉัยภาวะผิดปกติของปอดและมะเร็งเต้านม โดยช่วยตรวจพบความผิดปกติของภาพเอกซเรย์ปอด ณ ปัจจุบันได้ 10 ภาวะความผิดปกติ ซึ่งประกอบด้วยภาวะจุดและก้อนในปอด รอยโรคติดเชื่อในปอด ลมรั่วในปอด เป็นต้น และยังสามารถแสดงระดับความน่าจะเป็นของโรควัณโรคในระยะแสดงอาการ (TB analysis score)



Ref: <https://www.bumrungrad.com/th/health-blog/may-2022/artificial-intelligence-cancer-diagnosis>

# 06 ตัวอย่าง AI ในอุตสาหกรรมการผลิต



\*\*\* ตัวอย่างภาพที่สร้างจาก Ai จากข้อความข้างต้น

มีบริษัทหลายแห่งในโลกที่ใช้เทคโนโลยี AI ร่วมกับอุตสาหกรรมการผลิต

- Toyota: ใช้ AI เพื่อพัฒนาระบบรถยนต์อัจฉริยะและกระบวนการผลิตในโรงงาน
- Siemens: ใช้ AI เพื่อควบคุมและปรับปรุงกระบวนการผลิตในอุตสาหกรรมอุตสาหกรรม 4.0
- IBM: ให้บริการโซลูชัน AI ในหลายอุตสาหกรรม เช่น การขนส่งและโลจิสติกส์
- Amazon: ใช้ AI ในการจัดการคลังสินค้าและกระบวนการส่งสินค้า
- Google: ใช้ AI เพื่อปรับปรุงการผลิตและการบริการในหลายภาคส่วน เช่น การผลิตผลิตภัณฑ์อิเล็กทรอนิกส์
- General Electric (GE): ใช้ AI เพื่อควบคุมและปรับปรุงเครื่องจักรและอุปกรณ์ในโรงงาน
- Nvidia: ให้บริการเทคโนโลยี AI ในการควบคุมและจัดการกระบวนการผลิตในหลายภาคส่วน

Ref: <https://factorium.tech/article-june-ai-industry/>

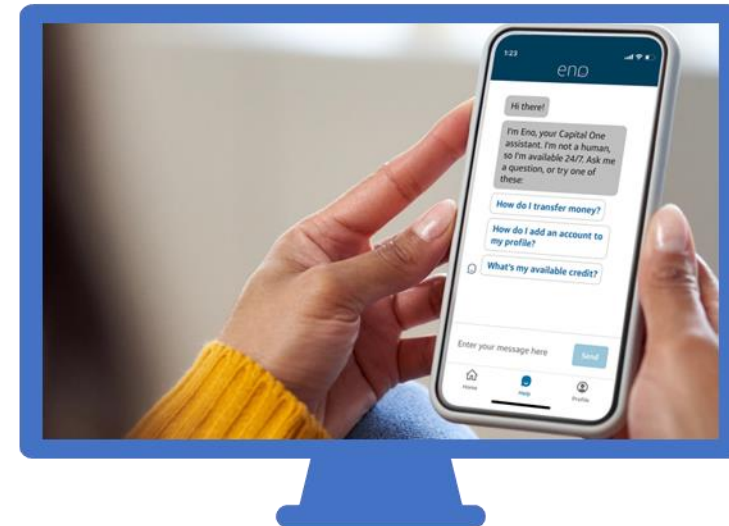
## 06 ตัวอย่าง AI กับบริการทางการเงิน

### เทคโนโลยี AI กับการเงินส่วนบุคคล

Case Study: Eno ผู้ช่วยเสมือนทางการเงินของบริษัท Capital One ที่ให้ข้อมูลเชิงลึกผ่านทาง SMS รายแรกในประเทศสหรัฐอเมริกา โดยจะเน้นให้ความช่วยเหลือกับลูกค้าผ่านความสามารถหลัก 12 ด้าน ตัวอย่างเช่น การแจ้งเตือนธุรกรรมที่น่าสงสัย การให้รายละเอียดของราคาค่าบริการสมาชิกที่เพิ่มขึ้น เป็นต้น

### เทคโนโลยี AI สำหรับการเงินภาคธุรกิจ

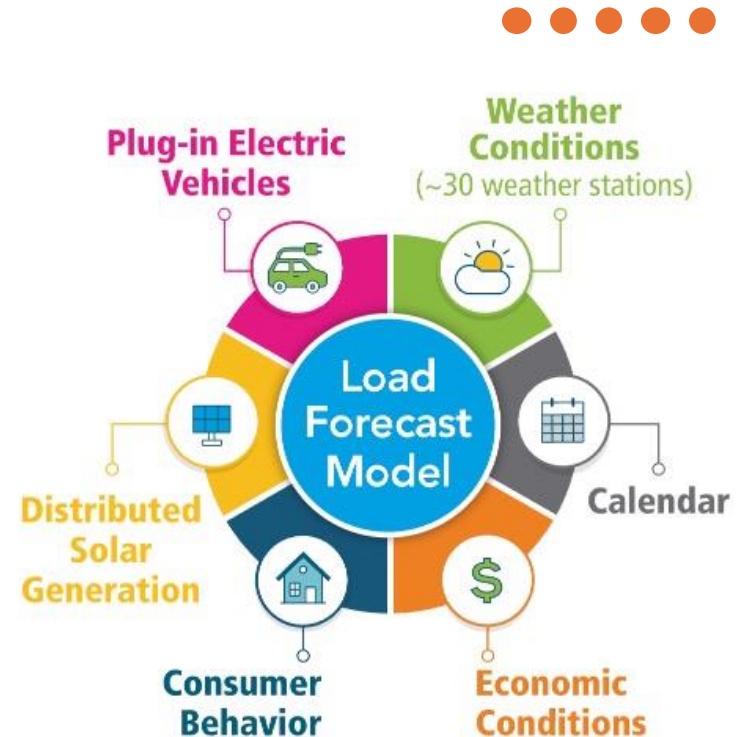
Case Study: เทคโนโลยี AI ถูกนำมาใช้กับธนาคารในสหรัฐอเมริกาอย่างแพร่หลาย โดยเน้นไปที่ความสามารถในการยกระดับความปลอดภัยสำหรับภาคธุรกิจ จากการวิเคราะห์ข้อมูลที่เกี่ยวข้องด้วยเทคโนโลยี Deep learning เพื่อให้สามารถระบุผู้ที่กระทำผิด และตรวจจับการฟอกเงินได้อย่างแม่นยำ



# การพยากรณ์โหลดในระบบไฟฟ้า

## การพยากรณ์โหลดทำงานอย่างไร

วิธีการพยากรณ์โหลดเริ่มต้นด้วยการรวบรวมข้อมูลโหลดในอดีต ซึ่งรวมถึงข้อมูลจากปัจจัยต่างๆ มากมายที่อาจส่งผลต่อการใช้ไฟฟ้า รวมถึงข้อมูลสภาพอากาศ ช่วงเวลาของวัน ตัวแปรปฏิทิน (ฤดูกาล วันหยุด วันธรรมดาเทียบกับวันหยุดสุดสัปดาห์) และปัจจัยด้านประชากร (ความหนาแน่นของประชากร กิจกรรมทางเศรษฐกิจ) การพยากรณ์โหลดจะนำชุดข้อมูลทั้งหมดเหล่านี้มาพิจารณาเพื่อสร้างภาพรวมที่ครอบคลุมของความต้องการพลังงาน เมื่อรวบรวมข้อมูลแล้ว แบบจำลองการพยากรณ์จะถูกพัฒนา ตัวอย่างเช่น แบบจำลองที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Networks) กำลังได้รับความนิยมเพิ่มขึ้นเนื่องจากสามารถจำลองความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนและไม่เป็นเชิงเส้นได้อย่างมีประสิทธิภาพ นอกจากนี้แบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ยังช่วยเพิ่มความแม่นยำในการพยากรณ์ได้มากขึ้น



# Real Applications for Machine Learning in Energy

# Real Use Cases in the News

NEWS RELEASE 19-AUG-2020

Machine learning reduces hazards in nuclear power plants

## Nuclear Facilities Hazards

- ❑ \$800k in DOE funding
- ❑ Collecting data and leveraging models to predict the likelihood of hazards that would impact nuclear facilities
- ❑ Goal is to improve employee safety and environmental safety

New Global Coalition of Tech, Climate Groups Will Combine AI and Satellites to Monitor GHG Emissions Worldwide in Real Time

## Carbon Tracking

- ❑ Using sensors and satellite imagery to measure greenhouse gas emissions (GHG)
- ❑ Monitoring shipping, oil & gas, power and agriculture
- ❑ The goal is to measure and monitor global emissions across industries

Department of Energy  
U.S. Department of Energy to Provide \$16 Million for Machine Learning and Artificial Intelligence Research

SEPTEMBER 9, 2020

## Managing Complex Systems

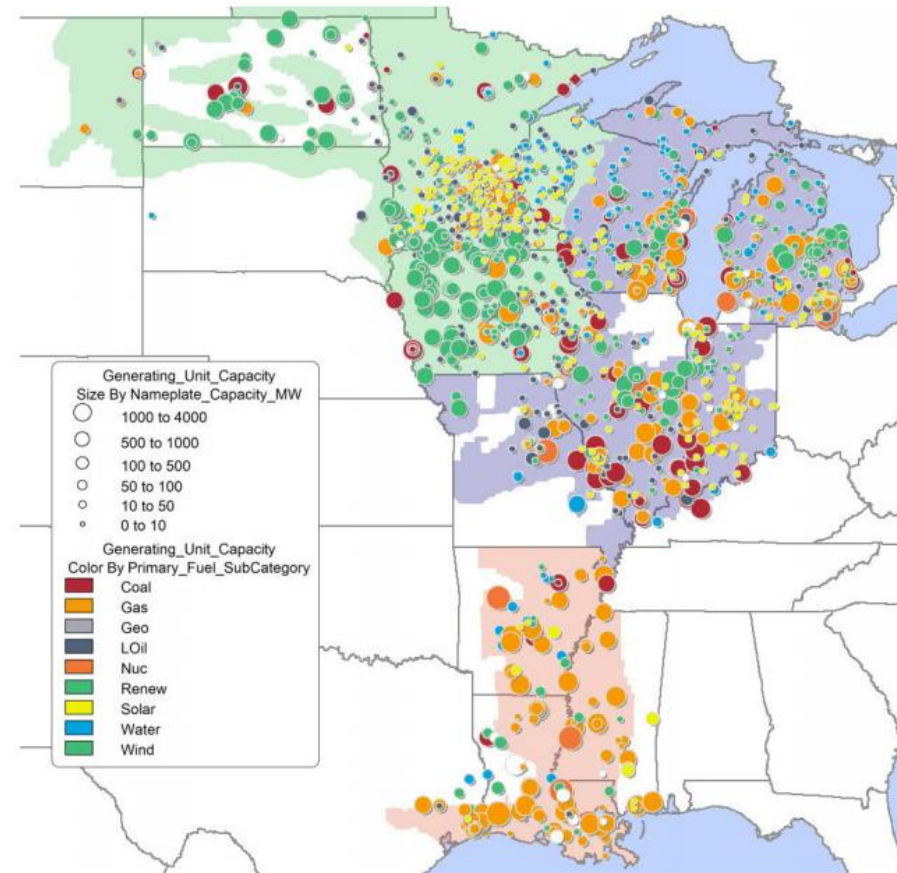
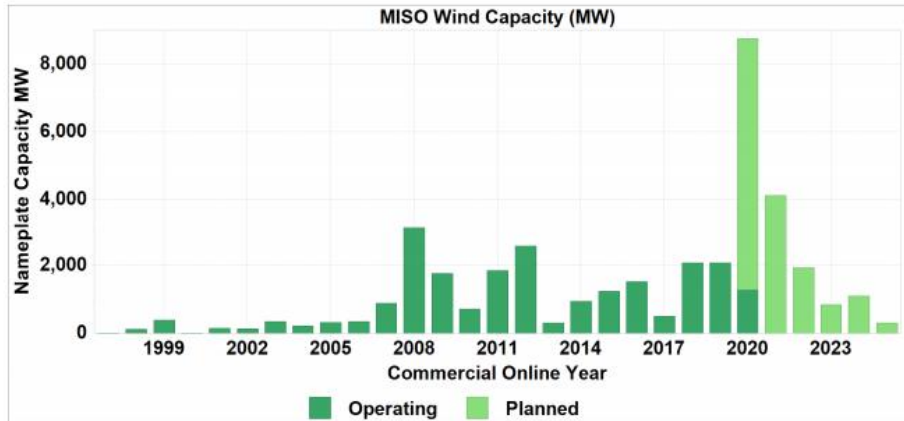
- ❑ \$16M in funding
- ❑ One goal is to enhance prediction and simulation for physical sciences
- ❑ Another goal is to create decision-support models to make or aid in complex decisions

# Renewable Generation Forecasting



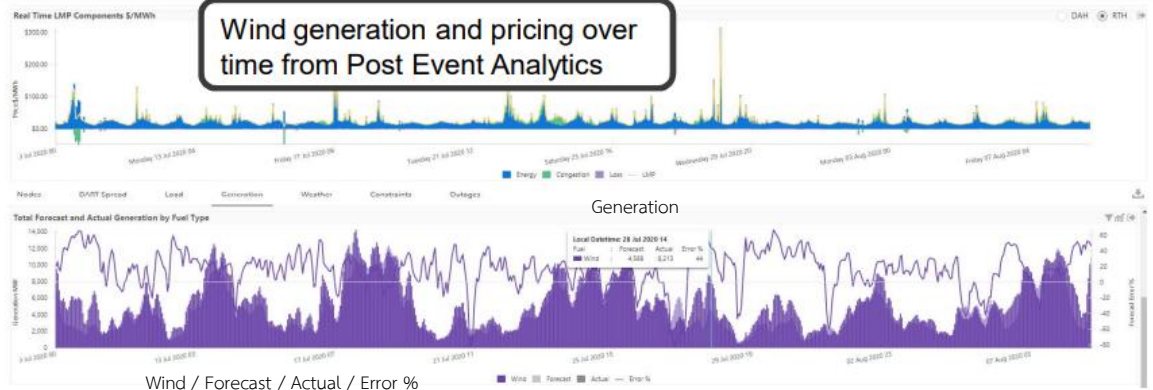
That is why utilities try to implement “Top Down Approach” – , to understand how weather impact the wind generation and ”Bottom Up Approach” – would to leverage the sensors on or near wind farm to collect the real information to update the forecast.

- Predicting regional wind generation in Midcontinent ISO Central Region
- Wind is low cost, and prominent in this region, but can also disrupt the expected dispatch of resources
- The fluctuations can cause price volatility, frequency disturbance and congestion if forecasts are incorrect
- Many utilities would like to leverage sensors on or near wind farms and solar facilities to collect real-time information for consistently updated forecasts of generation



# Energy + loss + congestion = LMP price

Real Time LMP Components \$/MWh



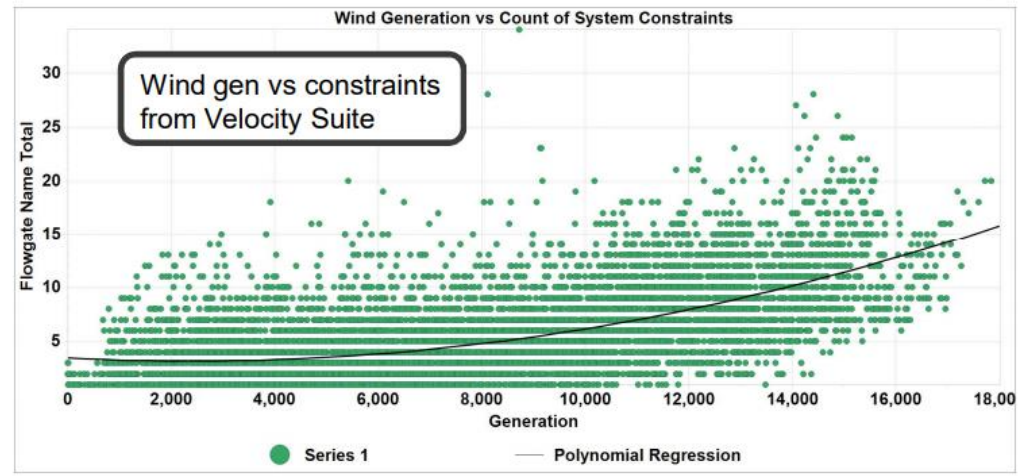
- Wind generation is intermittent but can impact congestion on the grid
- Wind speed has the strongest correlation with congestion prices in MISO
- There is also a positive relationship between wind generation and the number of constraints in MISO

Correlation matrix from Post Event Analytics

Correlation

Data Categories: All categories | Price Type: Real Time | Legend: Congestion (Full)

Variable	LMP (Selected)	LMP (Full)	Energy (Selected)	Energy (Full)	Congestion (Selected)	Congestion (Full)
Wind Speed Actual	-0.02	-0.04	0.01	0.05	-0.05	-0.19
Regional Wind Generation Actual MW	-0.26	-0.22	-0.23	-0.16	-0.07	-0.18
Wind Speed Forecast	-0.01	-0.04	0.05	0.04	-0.10	-0.18
Regional Wind Generation Error MW	-0.17	-0.13	-0.13	-0.07	-0.03	-0.16
Regional Wind Generation Forecast MW	-0.24	-0.21	-0.22	-0.16	-0.07	-0.15
Total Coal Generation Actual MW	0.72	0.66	0.79	0.76	-0.91	-0.15
Regional Coal Generation Forecast MW	0.62	0.64	0.65	0.74	0.07	-0.14
Regional Coal Generation Actual MW	0.71	0.66	0.76	0.76	0.05	-0.14
Regional Other Generation Forecast MW	0.00	0.38	-0.02	0.45	-0.08	-0.14
Total Coal Generation Forecast MW	0.64	0.65	0.69	0.75	0.04	-0.14
Regional Other Generation Forecast MW	0.22	0.33	0.23	0.39	0.18	-0.12
Regional Wind Generation Percent Error	-0.08	-0.09	-0.03	-0.04	-0.05	-0.12
Total Other Generation Actual MW	0.38	0.40	0.35	0.47	0.14	-0.10
Total Coal Generation Percent Error	0.03	0.05	0.09	0.08	-0.10	-0.09
Total Other Generation Forecast MW	0.40	0.39	0.38	0.46	0.15	-0.09
Total Coal Generation Error MW	-0.09	-0.07	-0.05	-0.05	-0.09	-0.07
Regional Water Generation Error MW	-0.11	0.06	-0.06	0.07	-0.11	-0.04
Regional Water Generation Percent Error	-0.08	0.07	-0.04	0.08	-0.10	-0.04



LMP (Selected) LMP (Full) Energy (Selected) Energy (Full) Congestion (Selected) Congestion (Full)

<https://search.abb.com/library/Download.aspx?DocumentID=9AKK107492A9735&LanguageCode=en&DocumentPartId=&Action=Launch>



# Machine learning viability checklist

- What is your goal ?
- Do you need machine learning to accomplish this goal ?
- Do you have relevant data? How much?
- Do you have domain knowledge?
- How is your data stored and organized ? **Very Important**

# Case study: MISO LMP price forecast

Midcontinent  
Independent  
System Operator



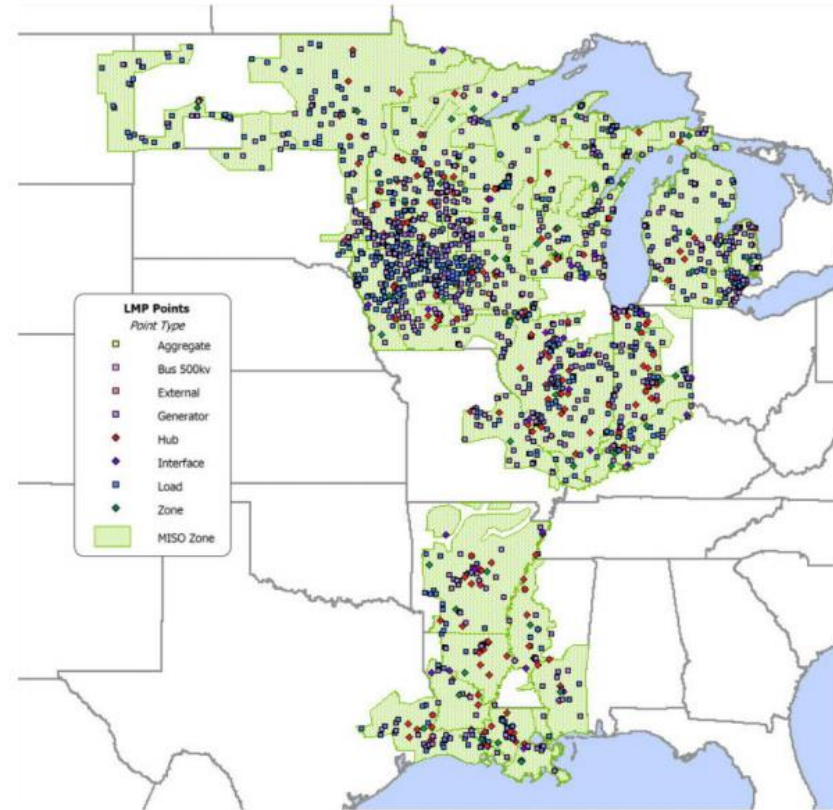
Headquarters: [Carmel, Indiana, United States](#)

- ❑ “Locational marginal price” : DAH & RTH
- ❑ Represents the cost of buying and selling electricity at various points on a transmission system

*As a simplified example : LMP*

- *100 MWs at 12 today on the day-ahead market.*
- *12 today rolls around, demand is actually 105 MWs,*
- *Additional 5 MWs on the real-time market.*

*Real-time market prices are generally more volatile than day-ahead market prices.*



# LMP components

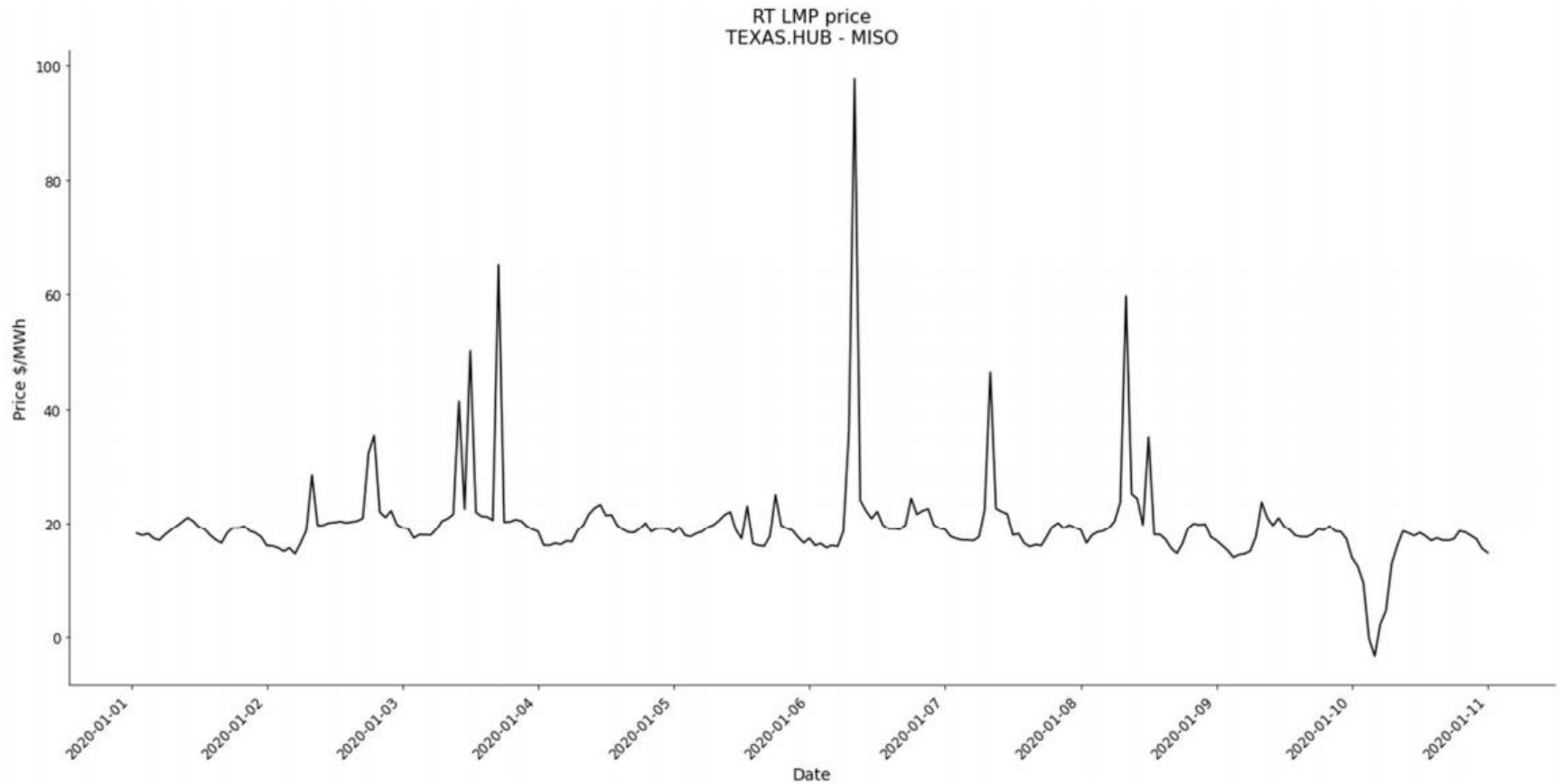
- ❑ Comprised of three elements: energy, loss, congestion
- ❑ Energy + loss + congestion = LMP price



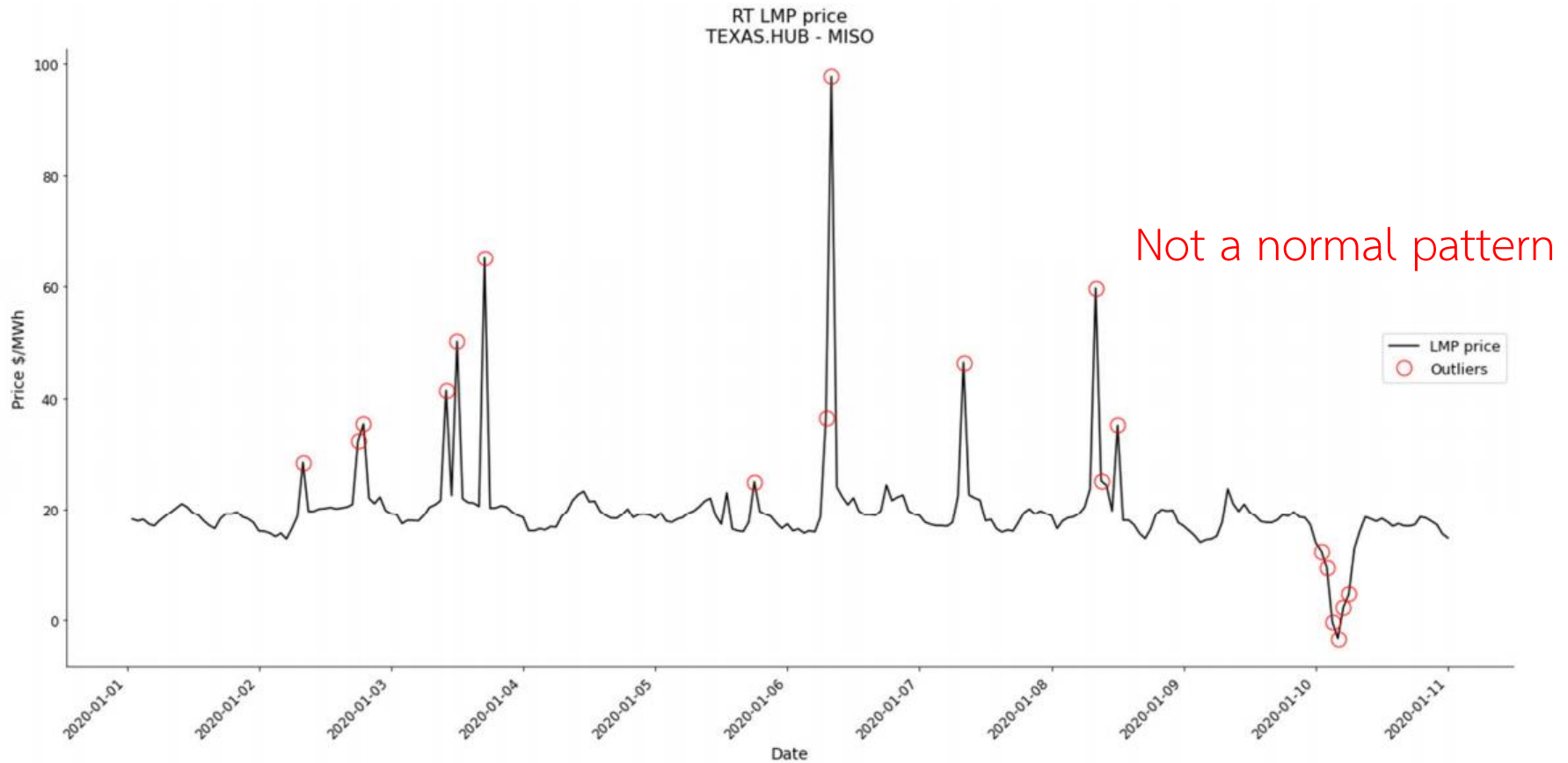
# Why forecast LMP ?

- ❑ Help generators to optimize dispatch, operations efficiency, bidding strategy etc.
- ❑ Prices can drive transmission investment, grid improvements
- ❑ Benefit traders looking to provide liquidity by exposing arbitrage in the market

# TEXAS.HUB



# Pricing events



# Event classification yes/no

Datetime	Predicted value
12:00	0
13:00	1
14:00	0
15:00	0
16:00	1

events



*The event is about what happened to trigger the Outlier which shall be classified. Event can be considered as price spike, price upward, price value and price range. The predicted values are related to and/or LMP itself.*

# Event classification w/ direction

Datetime	Predicted value
12:00	0
13:00	1
14:00	0
15:00	0
16:00	-1

← positive event

← negative event

*Showing negative and positive show clearly on positive trend or negative trend. Prices & Conditions*



# Point forecast

Datetime	Predicted value
12:00	25
13:00	60
14:00	20
15:00	18
16:00	10

MW

single point values

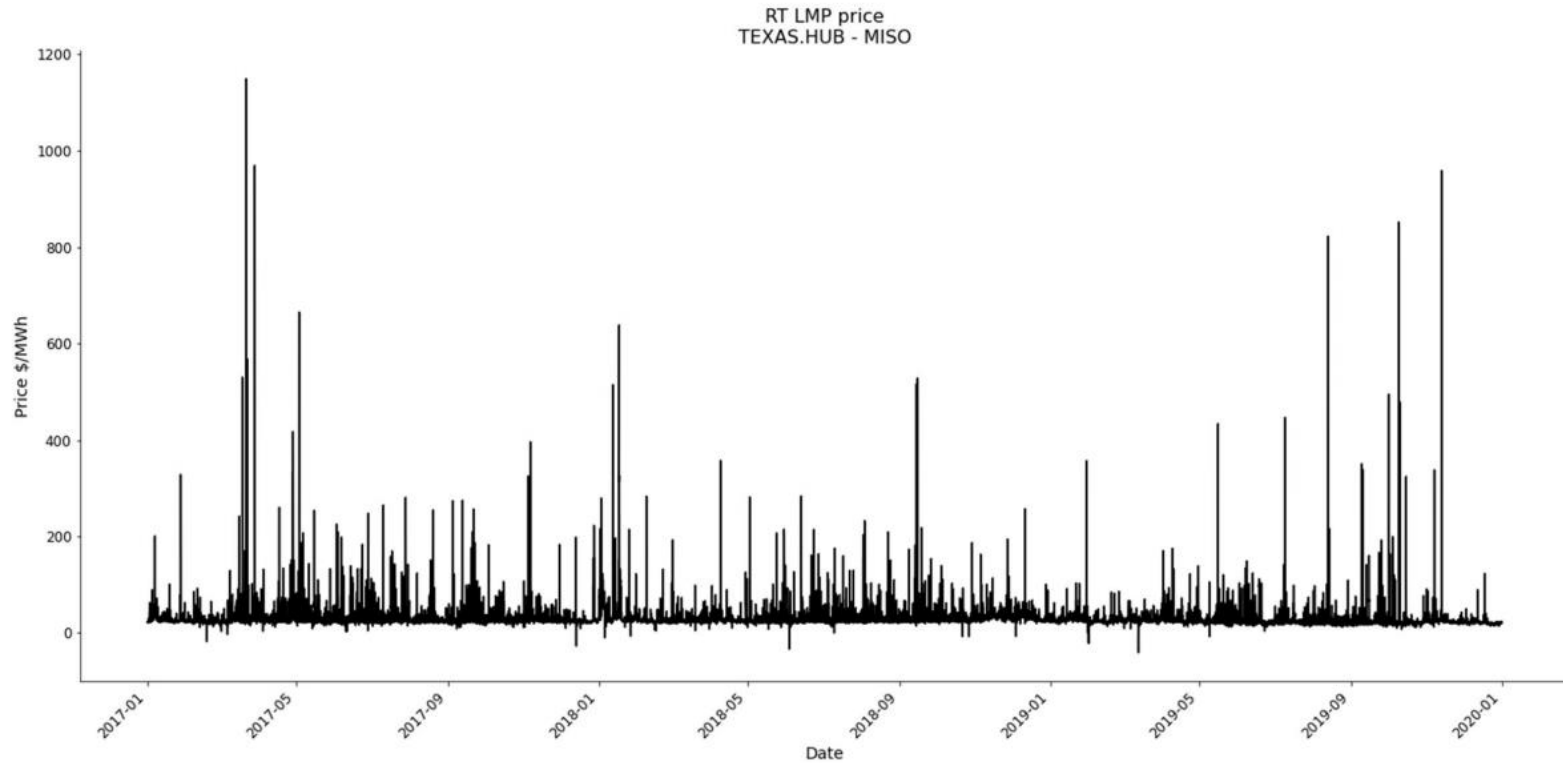
# Prediction distribution

Datetime	Predicted value
12:00	20-30
13:00	40-80
14:00	16-24
15:00	15-21
16:00	8-14

MW

Ranges of values,  
often associated with levels of confidence

# What affects price ?



# What affects price ?

Weather

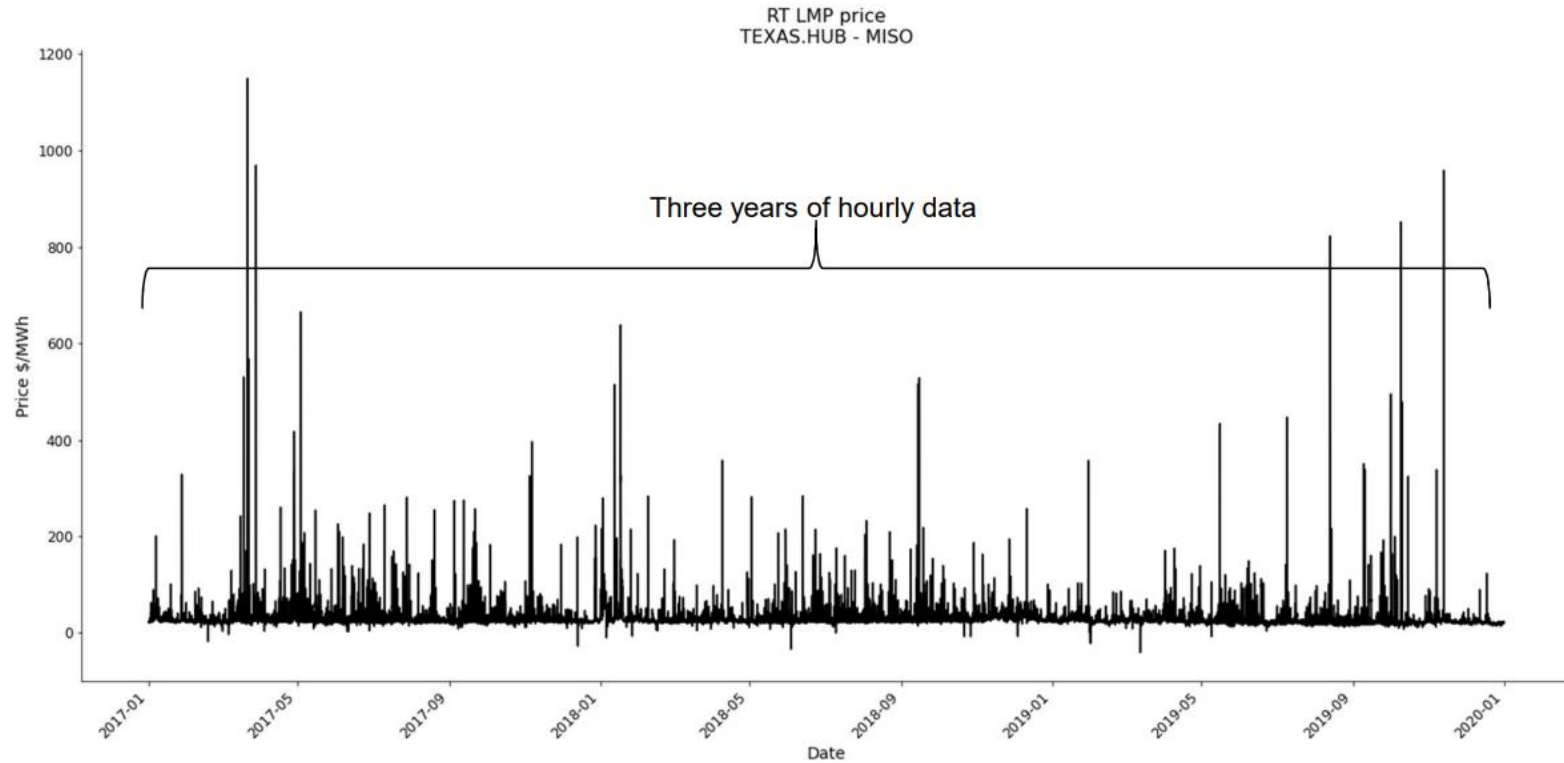
Load

Generation

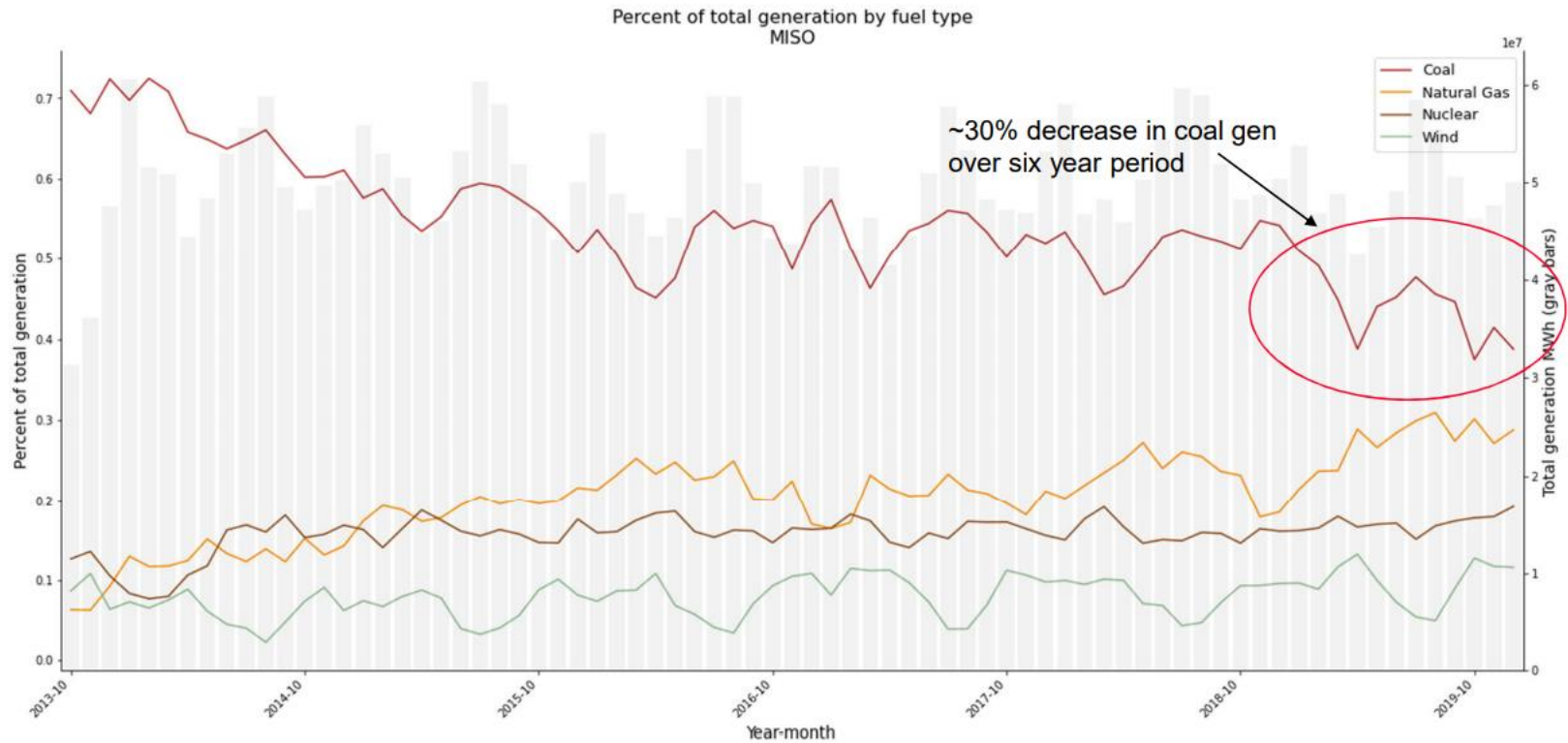
Fuel prices

Transmission outages/constraints

# Historical data



# Why state is important ?



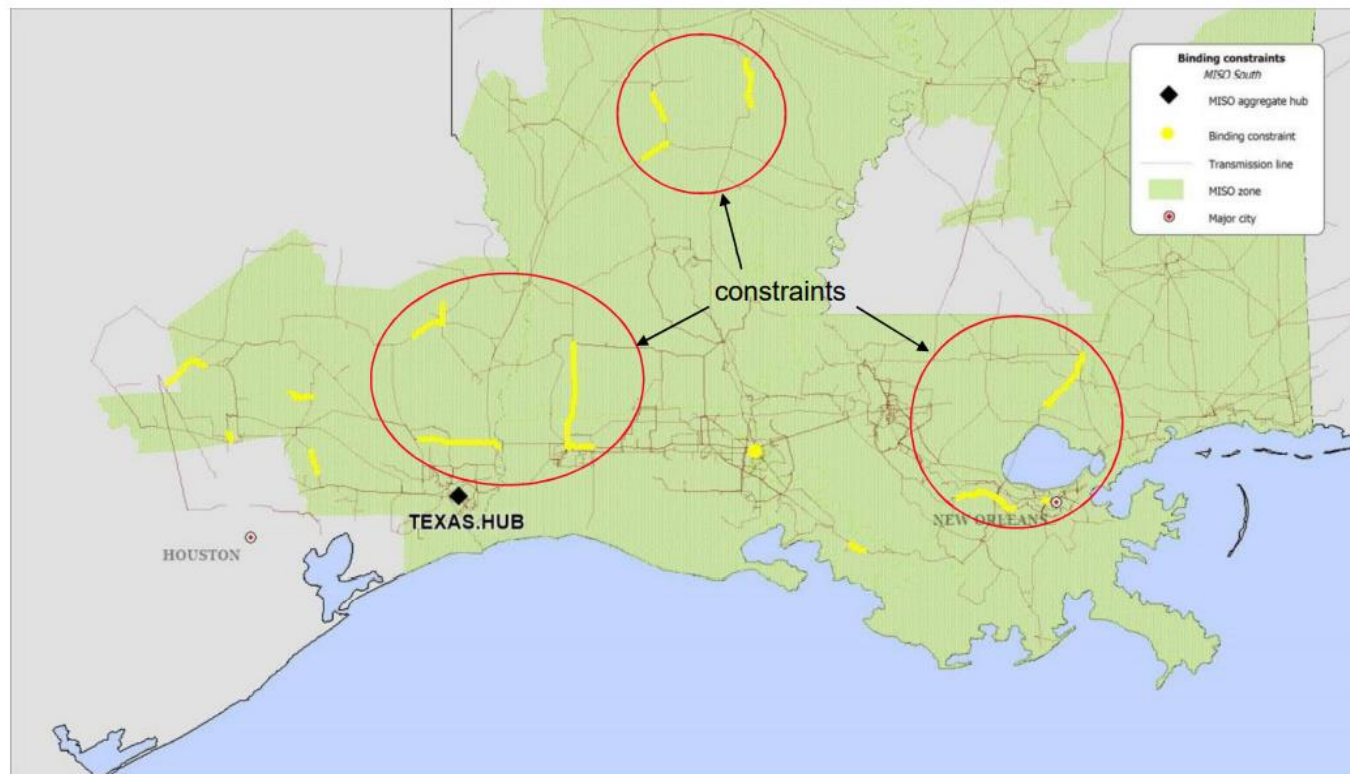
# What affects price ?

- Weather
- Load
- Generation
- Fuel prices
- Transmission outages/constraints

*Difficult to get results,  
ML is required.*

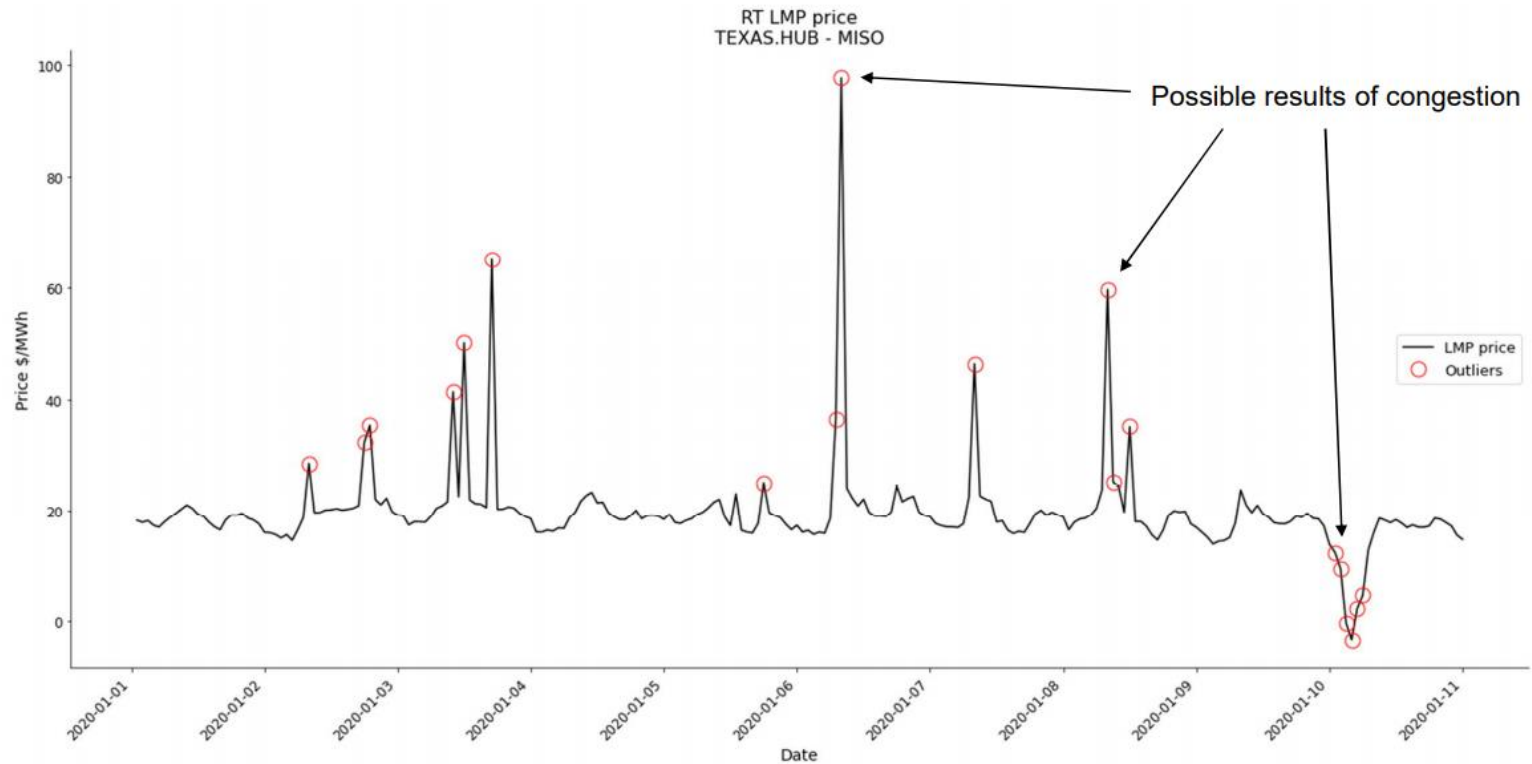
# What constraints are binding ?

A binding constraint is one where some *optimal solution* is on the line for the constraint.

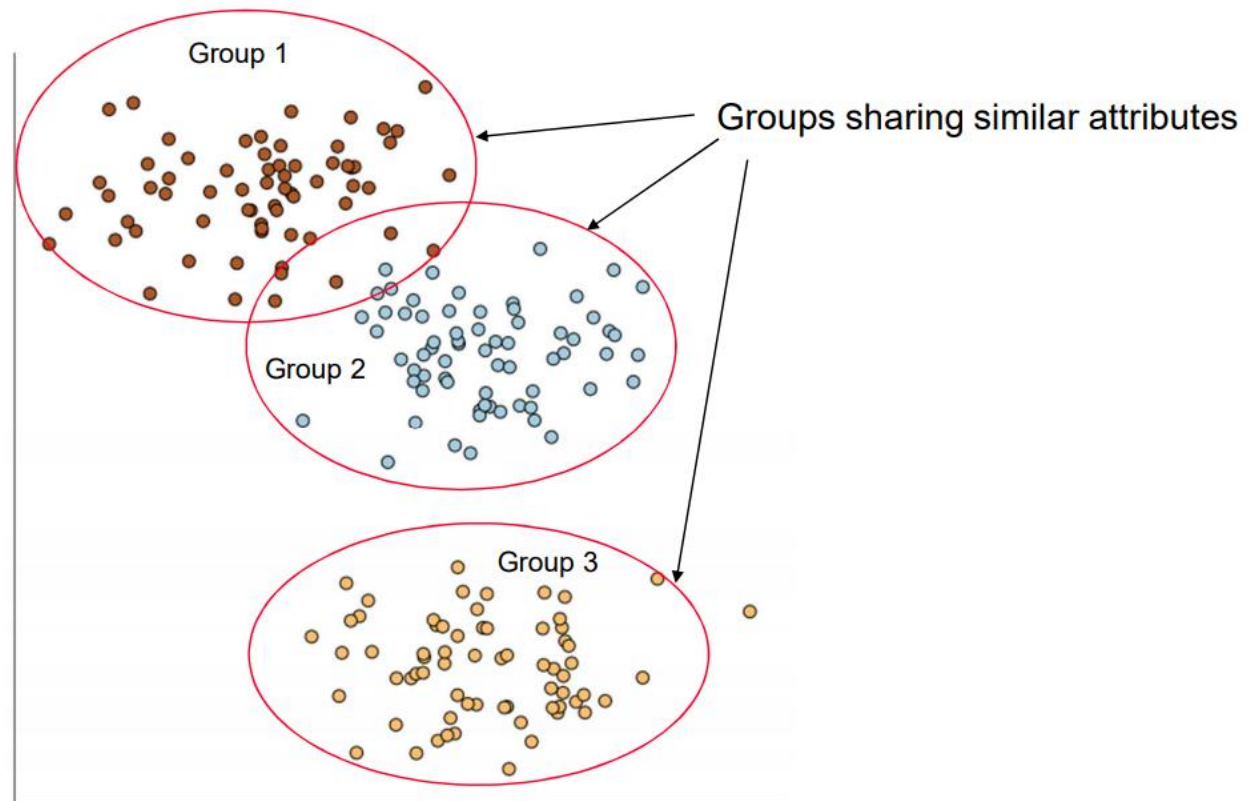




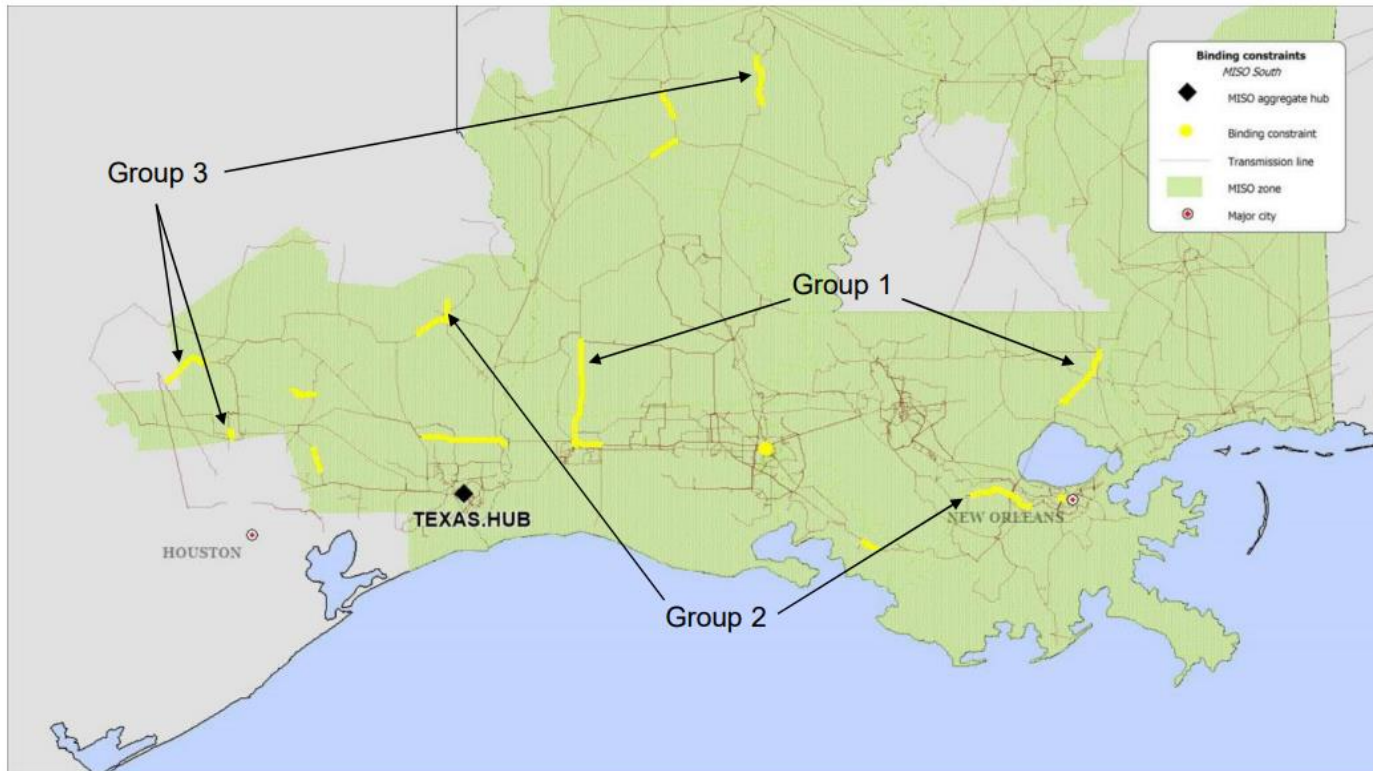
# Interpreting congestion



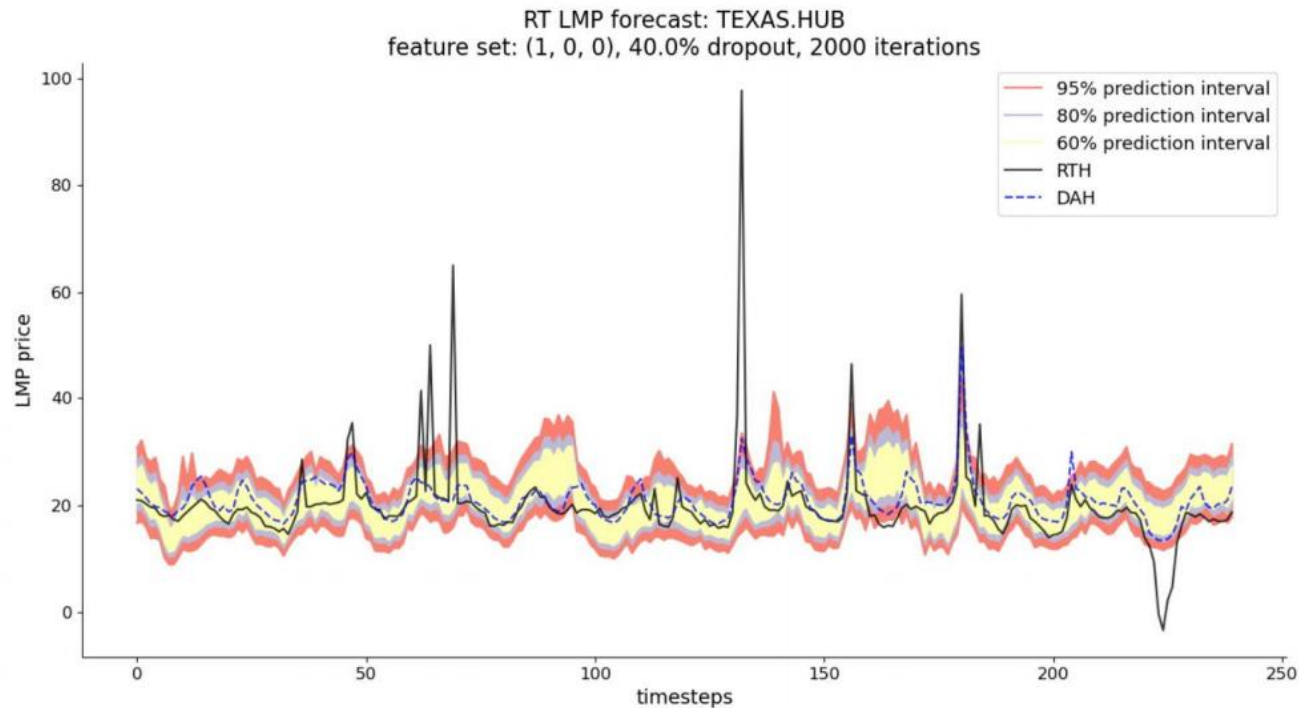
# Constraint clustering



# Constraint clustering



# Example prediction output w/Day-Ahead comparison



# Real Applications for Machine Learning in Energy

## Additional Use Cases



# Additional Use Cases

## Load Forecasting

- ❑ Load is the key driver for long-term investment and short-term operations
- ❑ Utilities have top priorities of safety, reliability and economic electricity
- ❑ A short-term change in load impacts grid frequency, impacts generator responses, causes price changes, and more
- ❑ The more accurately a utility can forecast load, the better they can dispatch generation resources to meet that load while maintaining these priorities
- ❑ There are many companies internationally that use **NOSTRADAMUS** to forecast load



Short-term renewable, demand and price forecasting.

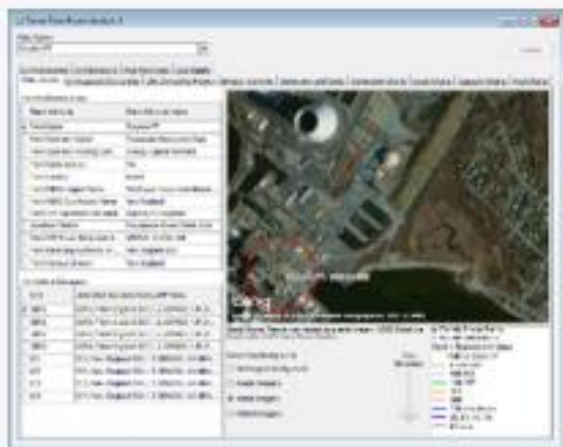
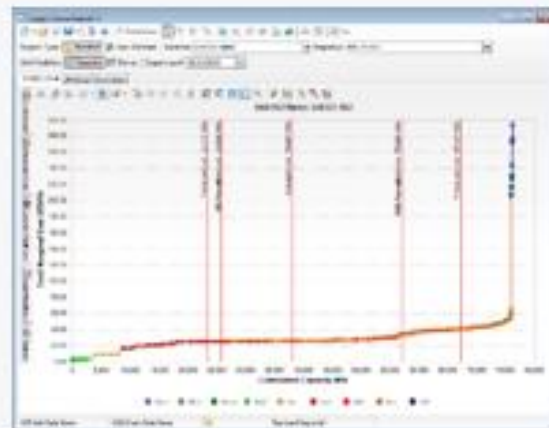
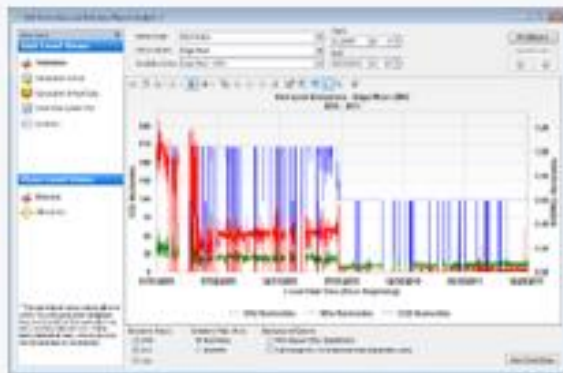
*The load duration curve is an excellent starting point for ensuring that the newly-constructed model properly meets the peaks and valleys of the respective load patterns.*

# Additional use cases

## Velocity Suite

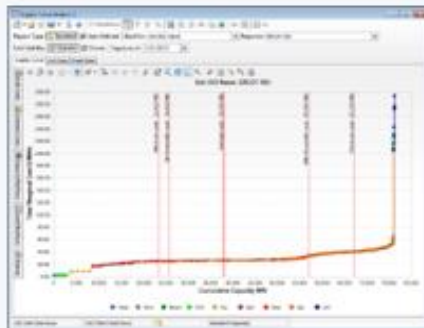
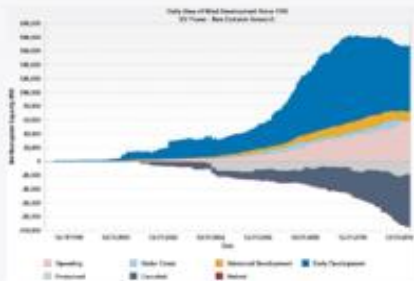
The energy industry's premier analytical source for energy information

### Sample Velocity Suite data analysis



Velocity Suite automates complex data collection, aggregation, proofing, and normalizing that are the prerequisites of sound analysis. That means analysts can focus on analyzing data, not managing it.

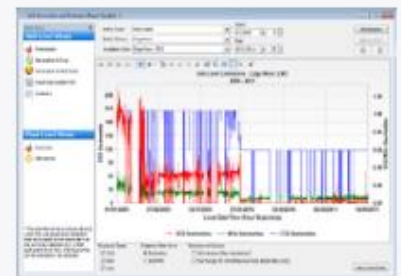
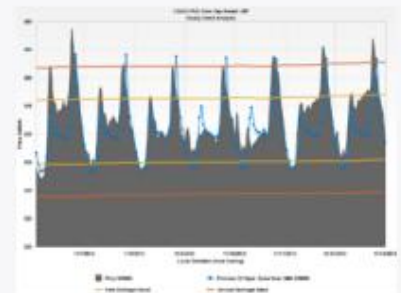
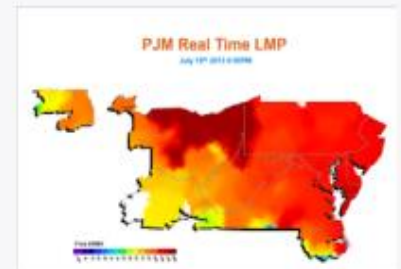
# Sample EV Power data analysis



# Sample EV Energy Map data analysis

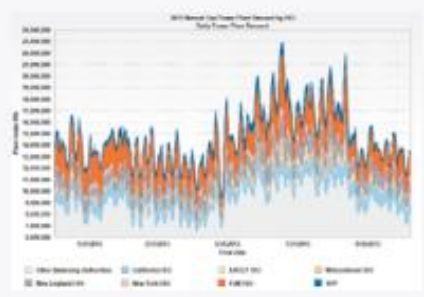
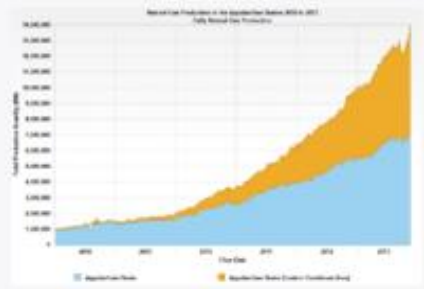
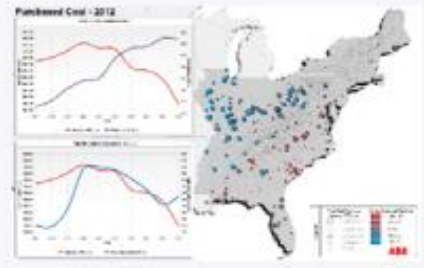


# Sample EV Market Ops data analysis

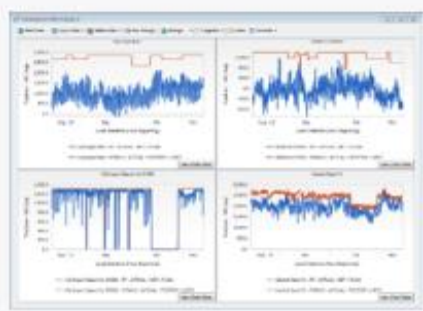
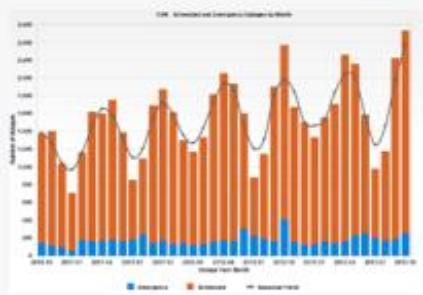
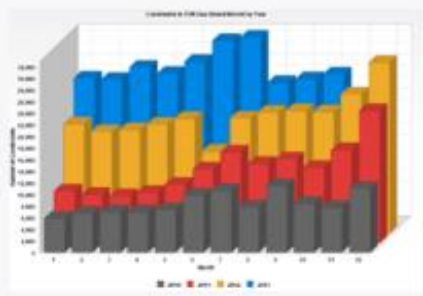




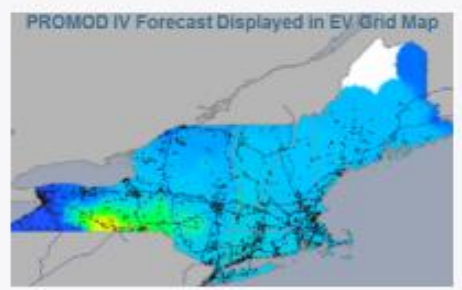
# Sample EV Fuels data analysis



# Sample EV Transmission data analysis



# Sample EV Grid Map data analysis

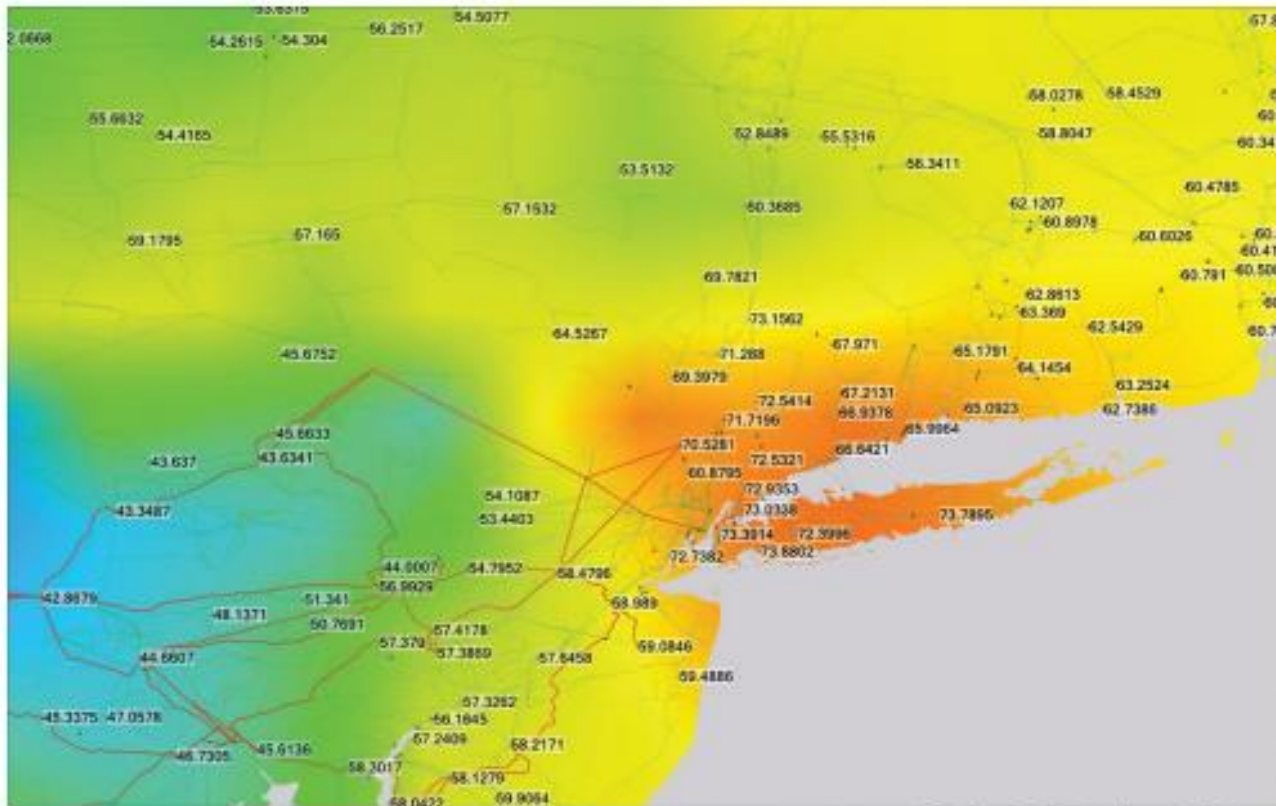


Power Flow Case	Transmission Area	Start Date	End Date	Start Type	End Type	Endzone	Flow Name	Unit
2012 Summer Peak	Appalachian Basin	2012-07-01	2012-08-31	10000	10000	10000	10000	10000
2012 Summer Peak	Appalachian Basin	2012-07-01	2012-08-31	10000	10000	10000	10000	10000
2012 Summer Peak	Appalachian Basin	2012-07-01	2012-08-31	10000	10000	10000	10000	10000
2012 Summer Peak	Appalachian Basin	2012-07-01	2012-08-31	10000	10000	10000	10000	10000
2012 Summer Peak	Appalachian Basin	2012-07-01	2012-08-31	10000	10000	10000	10000	10000
2012 Summer Peak	Appalachian Basin	2012-07-01	2012-08-31	10000	10000	10000	10000	10000
2012 Summer Peak	Appalachian Basin	2012-07-01	2012-08-31	10000	10000	10000	10000	10000
2012 Summer Peak	Appalachian Basin	2012-07-01	2012-08-31	10000	10000	10000	10000	10000
2012 Summer Peak	Appalachian Basin	2012-07-01	2012-08-31	10000	10000	10000	10000	10000
2012 Summer Peak	Appalachian Basin	2012-07-01	2012-08-31	10000	10000	10000	10000	10000

# Sample FTR Trader data analysis



# Case Study : EDF Renewables North America



Easily visualize and communicate power flow on a geographical map

Velocity Suite enables companies to quickly evaluate the activities of market participants and industry dynamics across commodities using a single integrated solution.

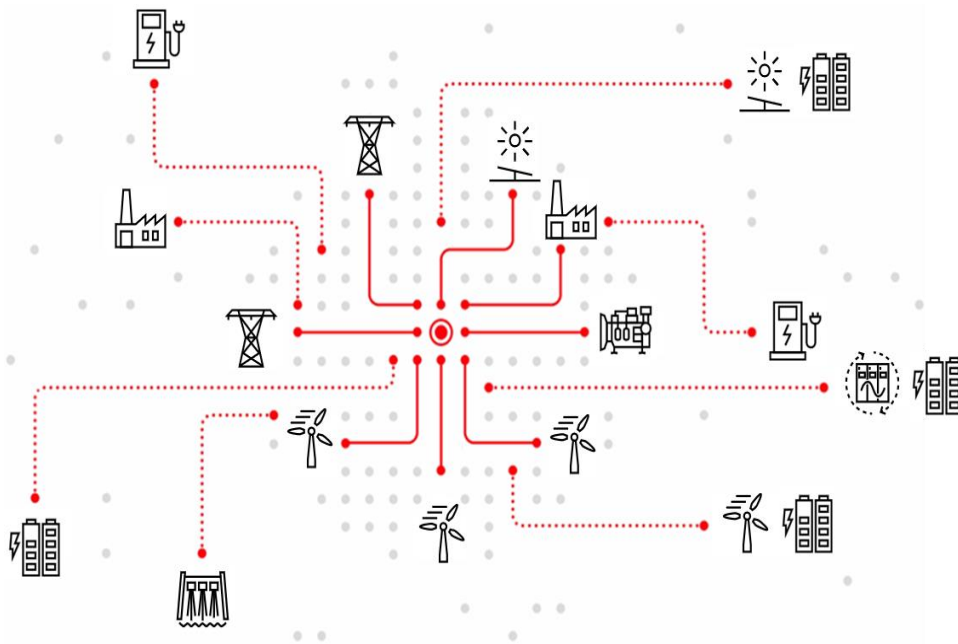
<https://youtu.be/aPGYDmrTEWg>

“Our energy market big data and scenario softwares have turned into a leading support for any renewable project developers preparing bids into tenders, informing PPA negotiations, raising project debt and equity and prioritizing the right sites wherever alternatives are still available”

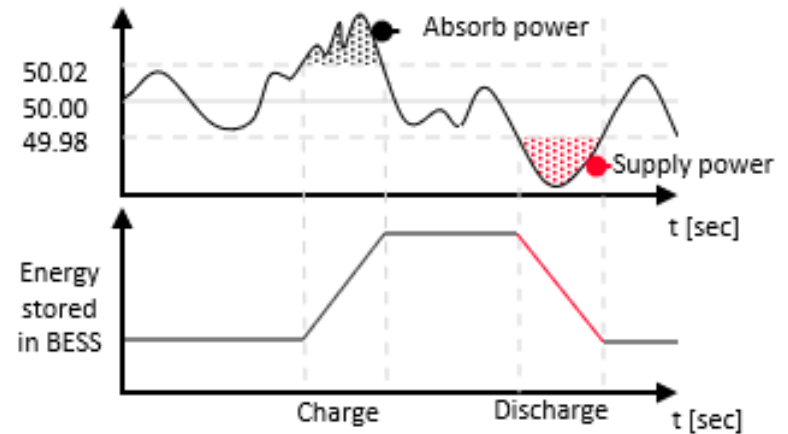
# Additional Use Cases

## Grid frequency monitoring

*Power frequency disturbances (T&D), make dispatch decision using ML*



### Grid Stabilization



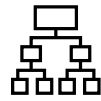
Fast Stability Enhancement of Inverter-Based Microgrids using Machine Learning Techniques

# Alinta Newman 30MW / 8MWh BESS

## How do we switch off the last generator?



Analytics

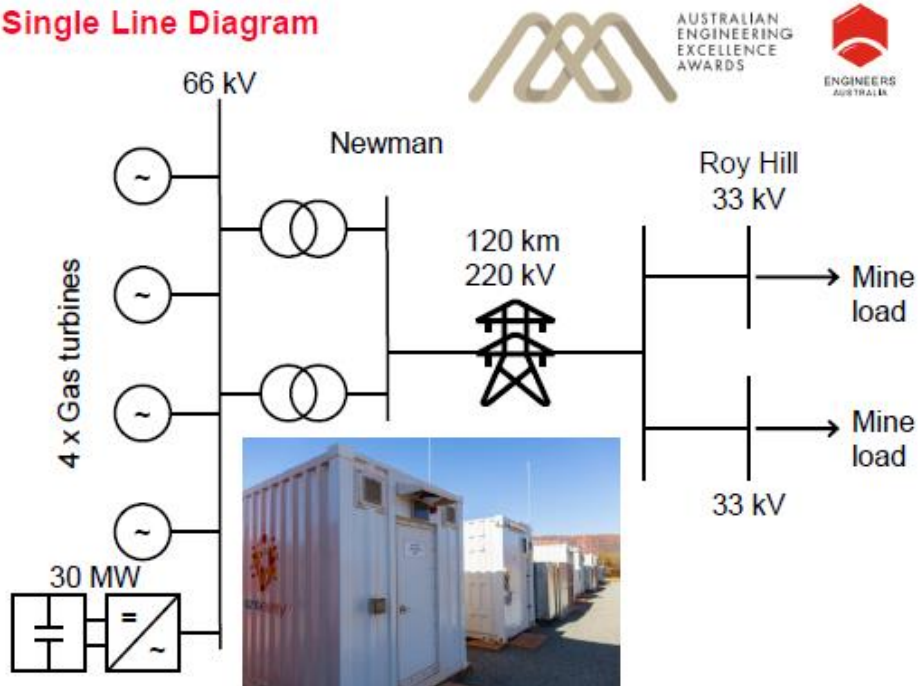


Optimizer

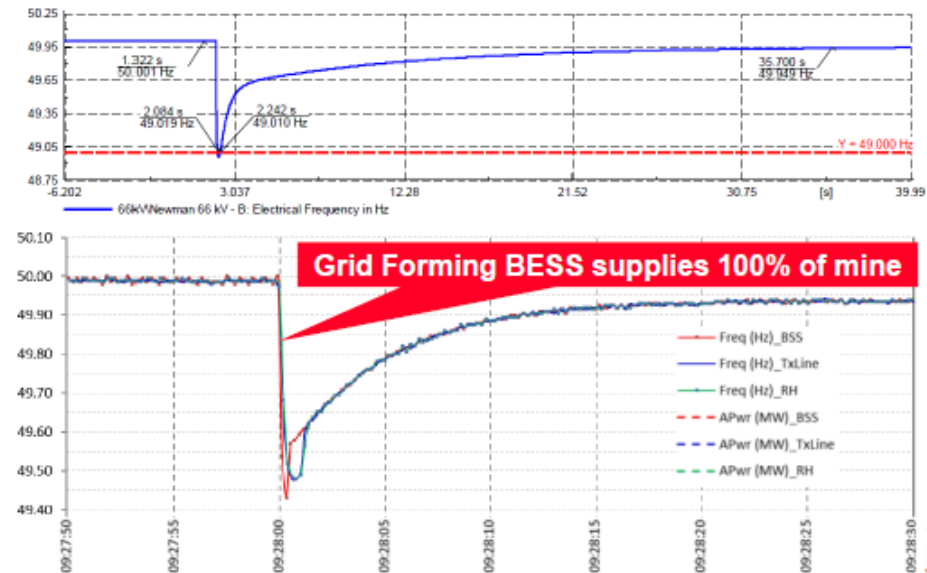


Manage

### Single Line Diagram



### Last gas turbine trips off – simulated vs. actual response



Ref : Grid Forming – BESS in Australia

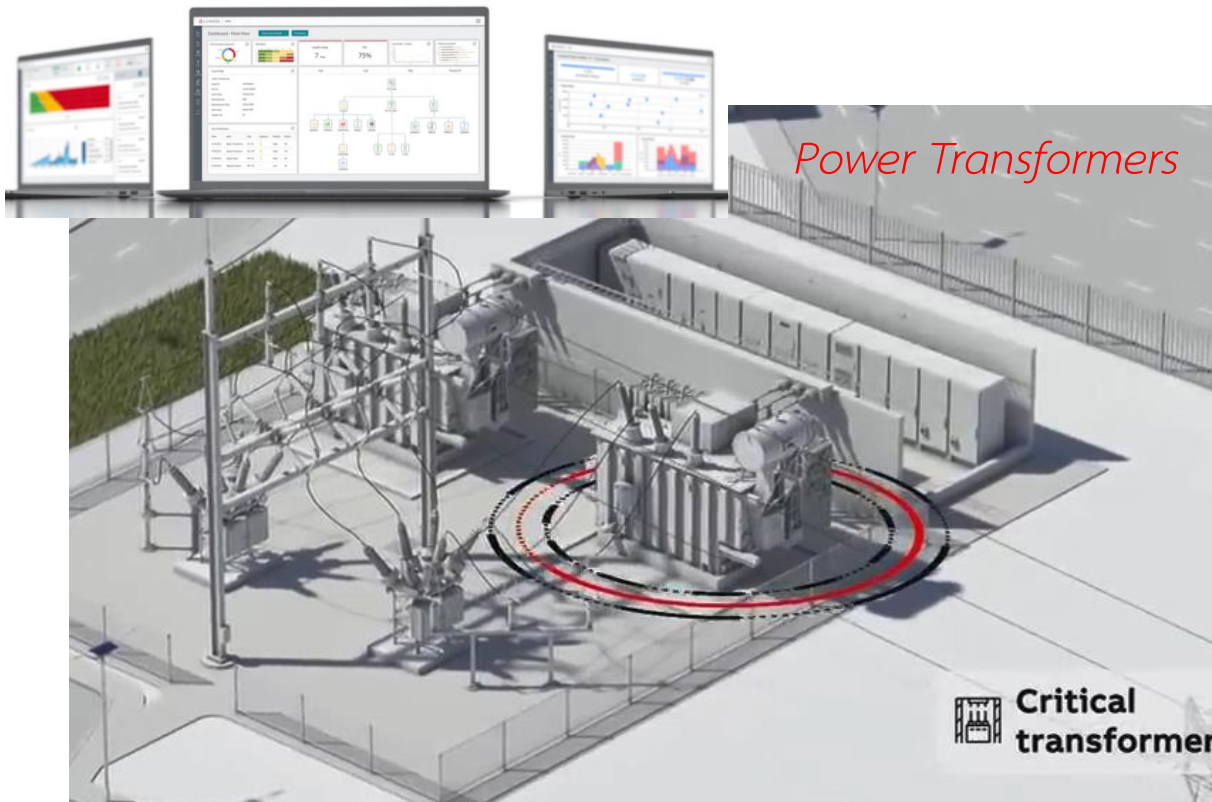
## Virtual Synchronous Machines are critical to allow Synchronous Machines to switch off

In the control community, learning dynamic models is a system identification problem. Essentially, machine learning and system identification are all about inferring models from data. Both rely on optimization.

# Additional Use Cases

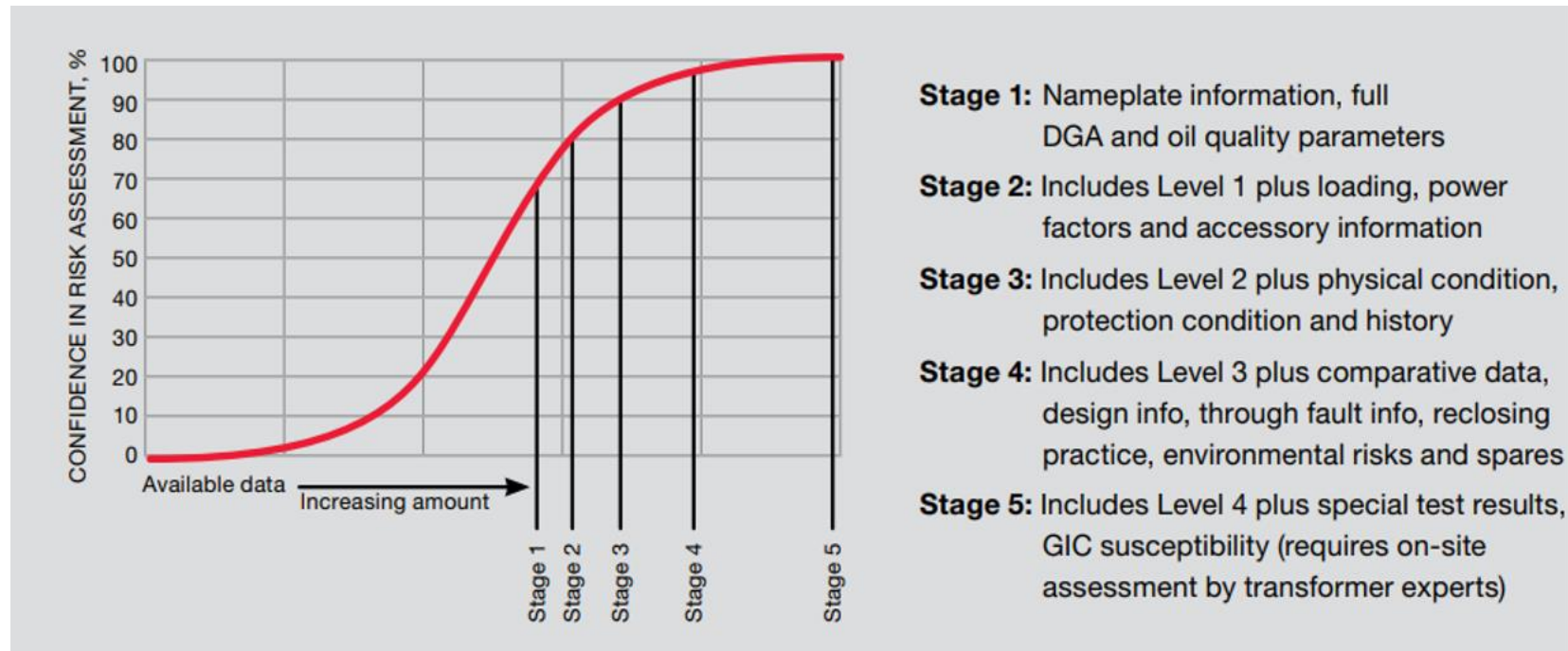
## □ Grid Asset Health

*Asset Performance Management (APM) : Predictive, prescriptive, prognostic, using ML*



# Grid Asset Health

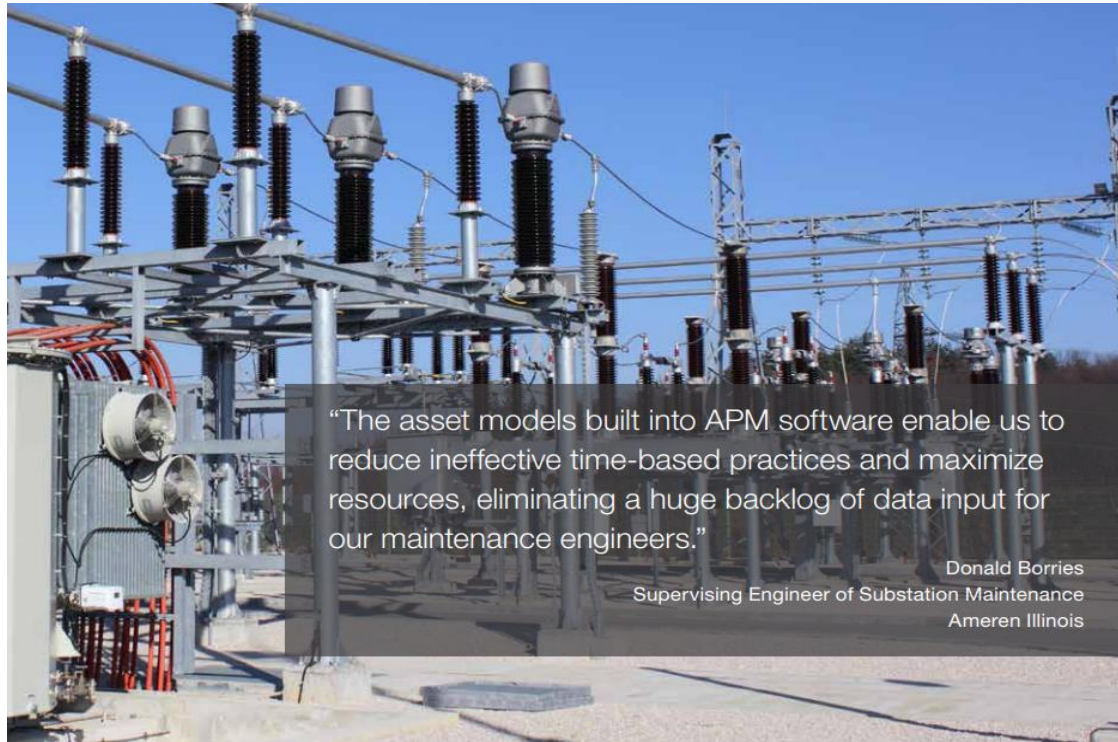
## *Risk of Failure Confidence Based On Available Data (Substation Transformers)*



**FirstEnergy**, headquartered in Akron, Ohio, includes one of the United States' largest investor-owned electric systems with more than 24,000 miles of transmission lines and a diverse generation fleet with a capacity of nearly 17,000 MW. Its 10 regulated distribution companies serve six million customers in the Midwest and Mid-Atlantic regions.

# Grid Asset Health

*Ameren also recognized the need to move from traditional time-based maintenance methods to a more cost-effective, risk based maintenance program.*



Ameren Illinois had entered more than 2,000 transformers into Lumada APM.

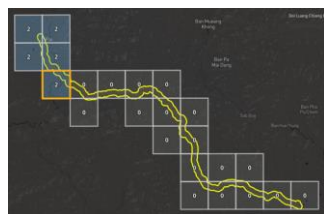
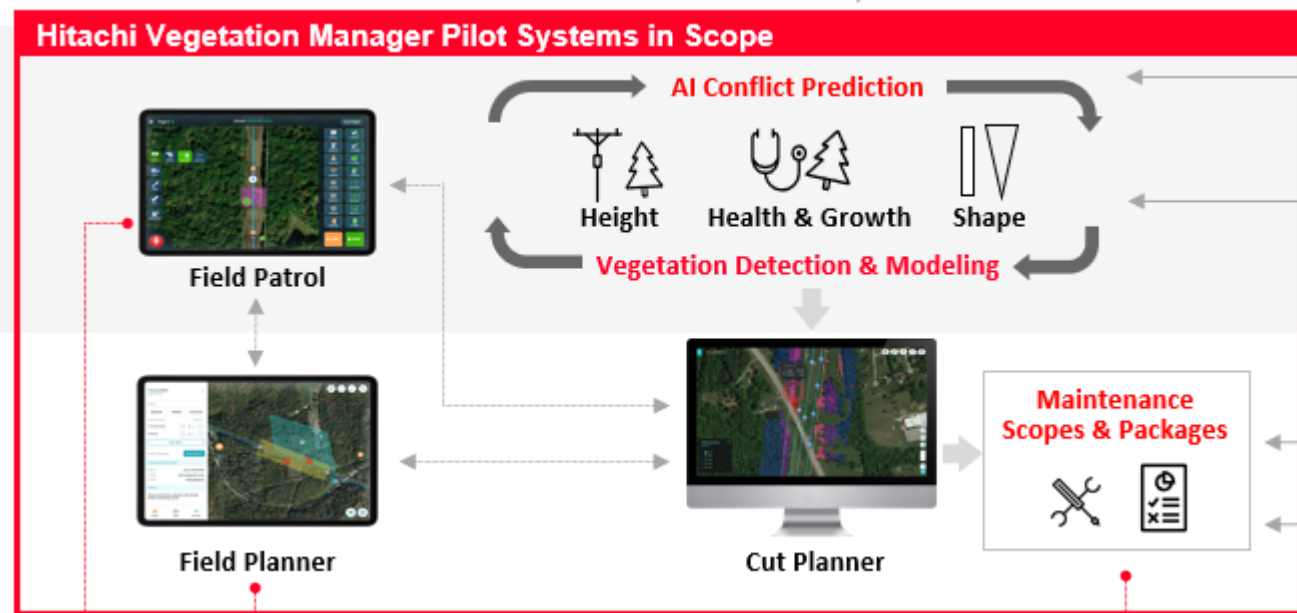
Especially with their oldest transformers in operation for more than 40 years.

**Ameren Illinois** delivers energy to 1.2 million electric and 816,000 natural gas customers across a service territory covering more than 1,200 communities and 43,700 square miles. Ameren Illinois is the state's second-largest regulated energy company and the only utility in the state delivering both natural gas and electricity.

# Additional Use Cases

## Identify Grid Infrastructure in Satellite Imagery

*Analyze the shape of equipment/infrastructure using ML to identify the type of equipment.*



It recommends ground sample distance of 30 cm, pan sharpened to 15 cm for accuracy and precision.



# Identify Grid Infrastructure in Satellite Imagery

*Predicts emergent risks, optimizes cut plans & provides a sole source of truth for vegetation data*

## Integrations & Data

## Direct Control Over Maxar Satellites

### Cut Planner

#### Web-Based App

designed for vegetation managers “at HQ” to visualize all data from all angles, capturing risks, growth conflicts, work assignments, job progress, costs, and overall program metrics.

### Field Planner

#### iOS Mobile App

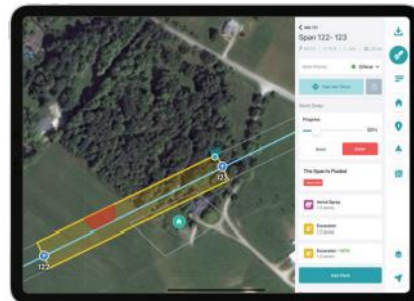
designed for contractor crews, arborists, or general forepersons to manage work, parcels, hazard trees, capture job site data, and track crew and job progress.

### Field Patrol

#### iOS Mobile App

designed for contractor or mutual aid crews performing patrols or damage assessments for quick reconnaissance and input into planning processes.

The proof is in the [sustained increase in U.S. power outages](#) over the last decade, exacerbated by prolonged growing seasons and downed trees, due to an increase in the force and frequency of extreme weather events.



# Additional Use Cases

- Extract information from regulatory documents

*Related to the natural language processing which involves translation and speech. Instead we use ML to find the keywords and extract such requirement information.*

- Smart home thermostats (Nest, Ecobee)

*Nest devices use digital signals to learn about your preferences (seven days, Using ML)*



## New Digital Power Grid Center leverages Quebec's academic and technology leadership in fields critical to the future of energy

Hitachi Energy announced the establishment of the Digital Power Grid Center, an R&D facility, within the company's in Montreal headquarters, focused on **AI, machine learning and cybersecurity as they relate to the energy industry.**

The center will be the company's seventh research location, joining its R&D centers in China, Poland, Sweden, Switzerland, Germany and the USA.



IEEE Power & Energy Society  
September 2023

TECHNICAL REPORT  
PES-TR112



## Practical Applications of Artificial Intelligence and Machine Learning in Power System Protection and Control

PREPARED BY THE  
Power System Relaying and Control Committee  
Subcommittee C – System Protection  
Working Group C43

© IEEE (YEAR) The Institute of Electrical and Electronics Engineers, Inc.

No part of this publication may be reproduced in any form, in an electronic retrieval system or otherwise, without the prior written permission of the publisher.

Machine learning (ML) is one of the emerging technologies for implementing the next generation smart grid. In recent years, the PES community has witnessed significant efforts to explore the potential of machine learning for solving complex power system problems. Applications cover almost every area within the interest of PES, including generation, transmission, distribution, microgrid and customers. Also, researchers have been exploring physics-informed, performance-guaranteed, or explainable ML techniques for power systems.

# Technical Reports & Applicable Papers or Presentations



- “2021 IEEE Workshop on Machine Learning for Power Systems”  
*Fangxing Fan Li, Jin Zhao, Junbo Zhao, Pengwei Du, Spyros Chatzivasileiadis, C.Y. Chung, Anurag K. Srivastava, Nov. 2021*
- “Generative Adversarial Networks-Based Synthetic PMU Data Creation for Improved Event Classification”  
*X. Zheng, B. Wang, D. Kalathil and L. Xie, IEEE Open Access Journal of Power and Energy, vol. 8, pp. 68-76, 2021*
- “Safe Reinforcement Learning-Based Resilient Proactive Scheduling for a Commercial Building Considering Correlated Demand Response”  
*Zheming Liang, Can Huang, Wencong Su, Nan Duan, Vaibhav Donde, Bin Wang, and Xianbo Zhao, March 2021*
- “Fully Decentralized Reinforcement Learning-Based Control of Photovoltaics in Distribution Grids for Joint Provision of Real and Reactive Power”  
*R. El Helou, D. Kalathil and L. Xie, vol. 8, pp. 175-185, 2021*
- “Model-Based and Data-Driven HVAC Control Strategies for Residential Demand Response”  
*Xiao Kou, Yan Du, Fangxing Li, Hector Pulgar-Painemal, Helia Zandi, Jin Dong, and Mohammed M. Olama, vol. 8, pp. 186-197, 2021*
- “Novel Data-Driven Distributed Learning Framework for Solving AC Power Flow for Large Interconnected Systems”  
*Bharat Vyakaranam, Kaveri Mahapatra, Xinya Li, Heng Wang, Pavel Etingov, Zhangshuan Hou, Quan Nguyen, Tony Nguyen, Nader Samaan, Marcelo Elizondo, and Todd Hay, vol. 8, pp. 281-292, 2021*
- “A Meta-Learning Approach to the Optimal Power Flow Problem Under Topology Reconfigurations”  
*Yexiang Chen, Subhash Lakshminarayana, Carsten Maple, and H. Vincent Poor, vol. 9, pp. 109-120, 2022*
- “Human Mobility-Based Features to Analyze the Impact of COVID-19 on Power System Operation of Ireland”  
*Negin Zarbakhsh, M. Saeed Misaghian, and Gavin McArdle, vol. 9, pp. 213-225, 2022*
- “Decomposition-Residuals Neural Networks: Hybrid System Identification Applied to Electricity Demand Forecasting”  
*Konstantinos Theodorakos, Oscar Mauricio Agudelo, Marcelo Espinoza, and Bart De Moor, vol. 9, pp. 241-253, 2022*
- “Application of Big Data Analytics and Machine Learning to Large-Scale Synchrophasor Datasets: Evaluation of Dataset ‘Machine Learning-Readiness’”  
*Philip Hart, Lijun He, Tianyi Wang, Vijay S. Kumar, Kareem Aggour, Arun Subramanian, and Weizhong Yan, vol. 9, pp. 386-397, 2022*
- “Deep Reinforcement Learning-Based Robust Protection in DER-Rich Distribution Grids”  
*Dongqi Wu, Dileep Kalathil, Miroslav Begovic, Kevin Q. Ding, Le Xie, 24 March 2022*
- “Federated Learning for Short-term Residential Load Forecasting”  
*Christopher Briggs; Zhong Fan; Peter Andras, 12 September 2022*

IEEE

Volume 20 • Number 3 • May/June 2022

# power & energy

magazine

for electric power professionals



## Deep in Thought

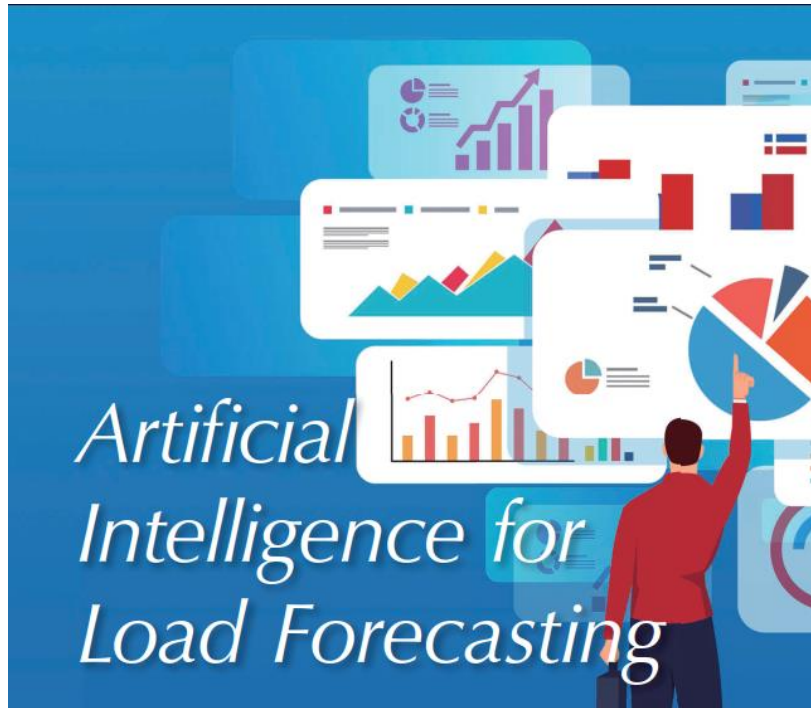
Applying Artificial Intelligence  
in the Grid



*Future Endeavors*  
2022 Society Goals

*Solar Photovoltaics*  
A Brief History





# Artificial Intelligence for Load Forecasting

## History, Illusions, and Opportunities

By **Tao Hong**  
 and **Pu Wang**

Digital Object Identifier 10.1109/MPE.2022.3150808  
 Date of current version: 19 April 2022

ARTIFICIAL INTELLIGENCE (AI) HAS FOUND MANY applications in today's world, such as computer vision for self-driving cars, speech recognition for personal assistants, and algorithm design for strategy gaming systems. Although enjoying the convenience that AI has brought to our daily lives, people may be wondering when and how it started and evolved.

AI has gone through several waves since conceptualization in the 1940s. One of the first commercial AI applications was in the power industry, where artificial neural networks (ANNs) were practically used for short-term load forecasting in the 1990s. During the past three decades, the research community has published thousands of load forecasting papers that promote AI-based models, many of which have originated from or resulted in illusions (misunderstandings,

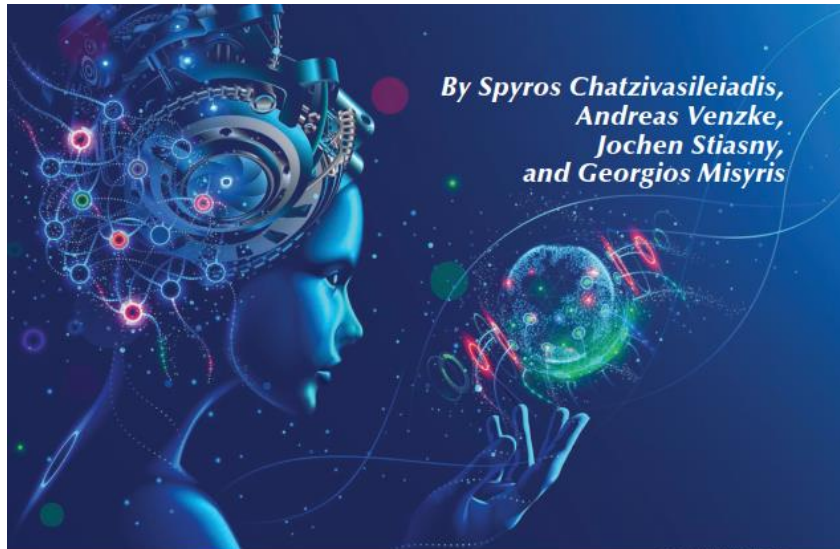
# Electricity Price Forecasting

The Dawn of Machine Learning



By **Arkadiusz Jędrzejewski, Jesus Lago, Grzegorz Marcjasz, and Rafał Weron**

Digital Object Identifier 10.1109/MPE.2022.3150809  
 Date of current version: 19 April 2022



By Spyros Chatzivasileiadis,  
 Andreas Venzke,  
 Jochen Stiasny,  
 and Georgios Misyris

# Machine Learning in Power Systems

Is It Time  
 to Trust It?

WE EXPERIENCE THE POWER OF MACHINE LEARNING (ML) in our everyday lives—be it picture and speech recognition, customized suggestions by virtual assistants, or just unlocking our phones. Its underlying mathematical principles have been applied since the middle of the last century in what is known as *statistical learning*. However, the enormous increase in computational power, even in devices as small as a smartphone, has enabled significant advances and wide adoption of ML in nearly every part of our lives and the scientific world.

Still, despite the large body of academic literature on ML approaches for power system operation during the past 30 years, there is only an extremely limited set of approaches that has found application in practice. From them, the vast majority is related to load forecasting, such as the Artificial Neural Net

# Demonstration of Intelligent HVAC Load Management With Deep Reinforcement Learning

By Yan Du, Fangxing Li, Kuldeep Kurte,  
 Jeffrey Munk, and Helia Zandi

BUILDINGS ACCOUNT FOR 40% OF TOTAL PRIMARY energy consumption and 30% of all CO<sub>2</sub> emissions worldwide. A large portion of building energy consumption is due to heating, ventilation, and air-conditioning (HVAC) systems. In the summer, for example, more than 50% of a building's electricity consumption is used for cooling. With proper energy management, buildings can provide load shifting, peak shaving, frequency regulation, and many other demand response services.

Many existing approaches for building energy management are model based and require the modeling of the complex

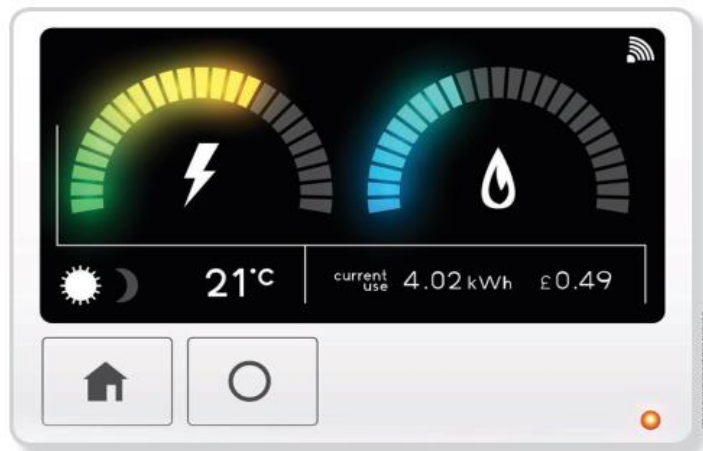
thermal dynamics of the HVAC system and its interaction with the ambient environment. The development of such a model may introduce measurement and prediction errors, which may undermine the control performance. In addition, models developed for one building may not generalize well for other buildings or unseen operation environments.

In contrast to the model-based approaches, model-free algorithms require no prior knowledge of the physical model, such as the thermal-dynamic model in the HVAC control case; rather, they learn the model through estimation and exploration. One representative model-free approach is reinforcement learning (RL). As shown in Figure 1, an agent (e.g., a demand response controller) interacts with an environment (for instance, the building). At each control time



# Clustering Electricity Consumers

Challenges and Applications for Operating Smart Grids



By **Andrés M. Alonso, Eduardo Martín, Alicia Mateo, Francisco J. Nogales, Carlos Ruiz, and Andrea Veiga**

Digital Object Identifier 10.1109/MPE.2022.3150826  
 Date of current version: 19 April 2022



# Data-Driven Dynamic Modeling in Power Systems

A Fresh Look on Inverter-Based Resource Modeling

By **Lingling Fan, Zhixin Miao, Shahil Shah, Przemyslaw Koralewicz, Vahan Gevorgian, and Jian Fu**

Digital Object Identifier 10.1109/MPE.2022.3150827  
 Date of current version: 19 April 2022

# What we've learned from ML

- Set deadlines for research and experimentation early on
- Establish proper baseline tests
- Complex systems are difficult to predict
- Machine learning models perform niche tasks well and deteriorate as tasks become more general
- Machine learning models should most often be used to augment human decisions, not replace them
- Have realistic expectations for implementing machine learning systems

# Conclusion

- ❑ Domain expertise provides a big boost to machine learning development
- ❑ Quality data is a MUST (garbage in, garbage out)
- ❑ Machine learning models aren't going to solve everything  
(but they can make our lives easier)
- ❑ Your goals drive everything

THANK YOU

Q&A



Confident

**using the Velocity Suite  
Power Prices API.**



# American Electric Power (AEP)





Hitachi  
Vegetation  
Manager